

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ KULLANARAK LÖSEMİ HÜCRE
ALGILAMA**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Saad Hammood MOHAMMED

Elektrik ve Bilgisayar Anabilim Dalı

Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Programı

KASIM 2017

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ KULLANARAK LÖSEMİ HÜCRE
ALGILAMA**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Saad Hammood MOHAMMED

1406010011

Elektrik ve Bilgisayar Anabilim Dalı

Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Meltem İMAMOĞLU

Türk Hava Kurumu Üniversitesi Fen Bilimler, Enstitüsü'nün 1406010011 numaralı Yüksek Lisans öğrencisi, "Saad Hammood Mohammed MOHAMMED", ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "Destek Vektör Makinesi Kullanarak Lösemi Hücre Algılama" başlıklı tezini, aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. Meltem YILDIRIM İMAMOĞLU
Türk Hava Kurumu Üniversitesi



Jüri Üyeleri : Yrd. Doç. Dr. Hüseyin POLAT
Gazi Üniversitesi



: Yrd. Doç. Dr. Meltem YILDIRIM İMAMOĞLU
Türk Hava Kurumu Üniversitesi



: Yrd. Doç. Dr. Javad RAHEBİ
Türk Hava Kurumu Üniversitesi



Tez Savunma Tarihi: 27 Kasım 2017

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ'NE**

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum, “Destek Vektör Makinesi Kullanarak Lösemi Hücre Algılama” adlı çalışmamın, tarafımdan akademik etik ve kurallara aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldığını ve yararlandığım kaynakların kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.



27/11/2017

Saad Hammood Mohammed

TEŐEKKÜR

En merhametli, zarif ve merhametli sayesinde Allah'ın nimetleri ve barış, bizi karanlıđın derinliklerinden korur ve bizi aydınlıđa, evine gtren peygamberimiz Hz. Muhammed'e olsun. Bana yardım eden Natheer Ahmed ALWAN, bana ve aileme ve diđer arkadaşlarına deđerli destekleri konusunda ilham kaynađı olan Hammood Mohammed'ye ve Annem Sameerah RAHEEL ve eőim Noura teőekkrlerimi iletmekten mutluluk duyuyorum. Yardımları iin Őukranlarımı sunmak isterim. Bu tezin geliőtirilmesiyle gzetim, zel rehberlik, neri ve teővik iin Dr. Meltem YILDIRIM İMAMOĐLU'na teőekkrlerimi sunarım.

Kasım 2017

Saad Hammood Mohammed

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	iv
İÇİNDEKİLER.....	v
TABLO LİSTESİ.....	vii
ŞEKİL LİSTESİ.....	viii
KISALTMALAR.....	ix
ÖZET.....	x
ABSTRACT.....	xi
BİRİNCİ BÖLÜM	1
GİRİŞ	1
1.1 Giriş.....	1
1.1.1 Problem Durumu.....	4
1.1.2 Problem Cümlesi.....	4
1.1.3 Alt Problemler.....	4
1.1.4 Araştırmanın Önemi.....	5
1.1.5 Kavramsal Çerçeve.....	5
İKİNCİ BÖLÜM	6
2. AKUT LÖSEMİLER VE LİTERATÜR ÖZETİ	6
2.1 Akut Lösemiler.....	6
2.1.1 Lösemi.....	6
2.1.2 Lösemnin Belirtileri.....	6
2.1.3 Lösemnin Sınıfları.....	7
2.1.4 Akut Lenfoblastik Lösemi (ALL).....	7
2.1.5 ALL'nin Belirtileri.....	8
2.1.6 Tanı/Teşhis.....	8
2.1.7 Tedavi yöntemleri.....	9
2.1.7.1 Remisyon ve remisyon indüksiyonu.....	9
2.1.7.2 Pekiştirme tedavisi.....	10
2.1.7.3 Kemik iliği nakli.....	10
2.1.7.4 İdame tedavisi.....	10
2.1.8 AML / ALL'de Dikkat Edilmesi Gereken Hususlar.....	10
2.1.8.1 Kemik iliği aspirasyon ve biyopsisi.....	11
2.1.8.2 Kullanılan ilaçlar.....	11
2.2 Literatör Taraması.....	11
2.3 Verilerin Toplanması.....	26
2.3.1 Veri setleri.....	27
2.3.2 ALL_IDB1 Veri Seti.....	27
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM	30
3. YÖNTEM	30
3.1 Araştırmanın Yöntemi.....	30
3.2 Destek Vektör Makineleri.....	30
3.3 Makine Öğrenmesi ve DVM.....	32

3.4 Destek Vektör Makinesi Sınıflandırma Yöntemi Kullanarak Görüntü İşleme Algoritması	33
3.5 LBP'ye Dayalı Desen Filtreleme	33
3.6 Üniforma Yerel İkili Desen.....	36
3.7 HOG Algoritması	36
3.8 Görüntü Renk Skalasının Dönüştürülmesi.....	40
DÖRDÜNCÜ BÖLÜM	41
4. BULGULAR	41
4.1 Sonuçlar.....	41
4.1.1 LBP metodu	41
4.1.2 HOG Algoritması.....	44
4.1.3 LBP ve HOG Birlikte.....	46
BEŞİNCİ BÖLÜM	52
5. SONUÇ VE İLERİ ÇALIŞMALAR	52
5.1 Sonuç	52
5.2 İleri Çalışmalar	52
KAYNAKLAR	54
ÖZGEÇMİŞ	60

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1 : Kanser çeşitleri.....	2
Tablo 2.1 : Yöntemlerin karşılaştırılması ve sonuçları	28
Tablo 4.1 : LBP metodunun 30 doğruluk oranı.....	42
Tablo 4.2 : LBP metodunun 25 doğruluk oranı.....	43
Tablo 4.3 : LBP metodunun 20 doğruluk oranı.....	43
Tablo 4.4 : HOG algoritmasının 30 doğruluk oranı	44
Tablo 4.5 : HOG algoritmasının 25 doğruluk oranı	45
Tablo 4.6 : HOG algoritmasının 20 doğruluk oranı	45
Tablo 4.7 : LBP metodu ve HOG algoritmasının birlikte 30 doğruluk oranı	46
Tablo 4.8 : LBP metodu ve HOG algoritmasının birlikte 25 doğruluk oranı	47
Tablo 4.9 : LBP metodu ve HOG algoritmasının birlikte 20 doğruluk oranı	47
Tablo 4.10 : LBP için ALL ve sağlam test sonuçları	49
Tablo 4.11 : HOG için ALL ve sağlam test sonuçları.....	50
Tablo 4.12 : LBP ve HOG için ALL ve sağlam test sonuçları.....	50
Tablo 4.13 : LBP, HOG ve LBP ve HOG için ALL ve sağlam test sonuçları.....	50

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 : Lösemi hücresi	2
Şekil 1.2 : Avrupa Bölgesi'nde 15 yaşın altındaki çocuklarda yaş standartlı lösemi insidansının tahmini.....	3
Şekil 2.1 : ALL'de lenfoblastlar.....	8
Şekil 2.2 : ALL-IDB1 içeren görüntü örnekleri	27
Şekil 3.1 : Optimum ayırıcı düzlemler	31
Şekil 3.2 : Fisher iris üzerinde uygulanan destek vektör makinesi	32
Şekil 3.3 : Yerel ikili örüntü modelin ifadesi	35
Şekil 3.4 : HOG algoritması akış diyagramı.....	38
Şekil 3.5 : Önerilen yöntemin algoritma şeması.....	39
Şekil 3.6 : Renk skalası değişmiş bir görüntü	40
Şekil 4.1 : Başarım oranı-iterasyon ilişki grafiği.....	42
Şekil 4.2 : Eğitim seti 100 ve test seti 30.....	48
Şekil 4.3 : Eğitim seti 105 ve test seti 25.....	48
Şekil 4.4 : Eğitim seti 110 ve test seti 20.....	49
Şekil 4.5 : Yöntemin karşılaştırılması	51

KISALTMALAR

AIF	: Audio Interchange File
ALL	: Akut Limfoblastik Lösemi
BKH	: Beyaz Kan Hücresi
BMP	: BitMaP
BPNN	: Back-Propagation Neural Network
DVM	: Destek Vektör Makinesi
DWT	: Discrete wavelet transform
HOG	: Histogram of Oriented Gradients
KNN	: K Nearest Neighborhood
LBP	: Local Binary Pattern
RGB	: Red Green Blue
RPE	: Rating of Perceived Exertion
WBC	: White Blood Cells
YİÖ	: Yerel İkili Örüntü
HIV	: Human Immunodeficiency Virus
VC	: Vapnik-Chervonenkis
HDR	: High Dynamic Range
GA	: Genetik Algoritma
AKO	: Arı Koloni Optimizasyonu
BCO	: British Council for Offices
AML	: Akut Miyeloid Lösemi
SRM	: Structural Repair Manual

ÖZET

DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ KULLANARAK LÖSEMI HÜCRE ALGILAMA

Mohammed, Saad Hammood

Yüksek Lisans, Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

Tez Danışman: Yrd. Doç. Dr. Meltem İmamoğlu

Kasım 2017, 60 sayfa

Kanser hastalığı hızla ilerleyen, zamanında tedavi edilmezse ölümcül sonuçlara yol açabilen bir hastalıktır ve kendi içerisinde birçok türü bulunmaktadır. Kanser, gerek teknolojinin gelişmesine gerekse tıp alanındaki gelişmelere rağmen ülkemizde ve dünyanın diğer ülkelerinde ne yazık ki hala insan hayatını tehdit eden hastalıkların ön sıralarında gelmektedir. Kanserinin hızlı yayılan bir hastalık olması nedeniyle teşhisin olabildiğince çabuk ve doğru şekilde konulması tedaviye başlanan süreyi öne alarak araştırmalara göre tedavi başarımlarını artırmıştır. Bu çalışmada doktorların daha hızlı ve olabildiğince doğru sonuçlar alarak teşhis koyabilmeleri için çocuk ve genç yetişkin nüfusta en sık rastlanan kanser türü olan Akut Limfoblastik Lösemi (ALL) ele alınmış olup, kanserli ve sağlıklı hücrelerin mikroskobik resimleri matlab programında görüntü işleme ile işlenerek, Local Binary Pattern (LBP), Histogram of Oriented Gradients (HOG) ve bu yöntemlerin birleştirilmiş hali uygulanacaktır. Daha sonra görüntülerin renk skalaları dönüştürülerek Destek Vektör Makinesi (DVM) yöntemi ile sınıflandırılması yapılmış ve böylelikle her iki yöntemin ayrı ayrı ve birlikte kullanılarak başarımları hesaplanmıştır. Sonuç olarak elde edilen bulgular karşılaştırılmış ve hangi metodun en iyi sonuç verdiği tartışılmıştır.

Anahtar Kelimeler: LBP, HOG, Destek vektör makinesi.

ABSTRACT

DETECTION OF LEUKEMIA CELL WITH SUPPORT VECTOR MACHINE

Mohammed, Saad Hammood

Master, Department of Electrical and Computer Engineering

Thesis supervisor: Asst. Prof. Dr. Meltem İmamoğlu

November 2017, 60 page

Cancer disease is a rapidly progressing disease that can lead to fatal outcomes if not treated on time, and there are many types within itself. Cancer is at the forefront of disease that still threatens human life in our country and in other countries of the world, despite the development of technology and the advances in medicine. Due to the fact that cancer is a rapidly spreading disease, it has increased the treatment success rate according to the researches by taking the diagnosis starting time as soon as possible and correctly. In this study, Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL), the most common cancer type in children and young adult population, was handled in order to enable doctors to diagnose them with the fastest and most accurate results possible. The microscopic images of cancerous and healthy cells were processed by image processing in MATLAB program, Local Binary Pattern (LBP), Histogram of Oriented Gradients (HOG), and a combination of these methods. Afterwards, color scales were transformed and classified by Support Vector Machine (SVM) method, so the performance ratios were calculated separately and together. The resulting findings were compared and it was discussed which method gave the best result.

Keywords: LBP, HOG, Support vector machine

BİRİNCİ BÖLÜM

GİRİŞ

1.1 Giriş

Lösemi, kan hücrelerinin özellikle de akyuvarların normalin üzerinde çoğalması ile kendini gösteren bir kanser türüdür [1]. Lösemi, vücuttaki kan üretim sistemini (lenfatik sistem ve kemik iliği) etkileyen kanserlerdir. Lösemiler akut veya kronik olarak (mikroskoptaki görünüşlerine göre alt gruplara ayrılırlar) tümörün yayılım ve gelişim özelliklerine göre sınıflandırılırlar. Genel olarak, akut lösemiler çocuklarda ortaya çıkarken, kronik lösemiler daha çok yetişkinlerde görülme eğilimindedirler. Kan kanserinin hücre tipine göre myeloid, lenfoid gibi ve hastalığın süresine göre müzmin ve had çeşitleri vardır. Bazı tipler daha hızlı ve kötü bir gidiş gösterir. Yüksek sayıdaki olgunlaşmamış ve malign hücrelerin normal ilik hücrelerinin yerini alması ile iliklerde hasar meydana gelir. Böylece kan pıhtılaşmasında rol oynayan plateletler ve savunmada rol oynayan lökositlerin sayısı azalmaya başlar. Bu da lösemi hastalarında zedelenmelerin ve kanamaların yoğun görülmesine, hastaların kolay enfeksiyon kapmasına neden olur. Savunma mekanizması zayıflar. İleri aşamalarda kırmızı kan hücresi eksikliği anemiye, nefes darlığına neden olabilir. Bunun dışında zayıflık, yorgunluk, ateş, bazı nörolojik semptomlar, dişetlerinde şişkinlik ve kanamalar gibi belirtileri de vardır. Çocukluk çağında lösemi tipleri diğer kanser tiplerine göre daha sık görülmektedir. Kesin nedenleri bilinmemekle birlikte hem genetik hem de çevresel faktörlerin önemli rol oynadığı düşünülmektedir. Somatik hücrelerdeki Deoxyribo Nucleic Acid (DNA)'larda meydana gelen mutasyonlar onkogenlerin aktive olması ya da tümör baskılayıcı genlerin inaktive olmasına neden olur. Böylece hücre ölümünün ve bölünmesinin regülasyonu hasara uğrar. Bu hasara genetik sebeplerin dışında, petrokimyasalların, radyasyonun, kanserojen maddelerin ve bazı virüslerin (örn. Human Immunodeficiency Virus (HIV)) neden olduğu düşünülmektedir.

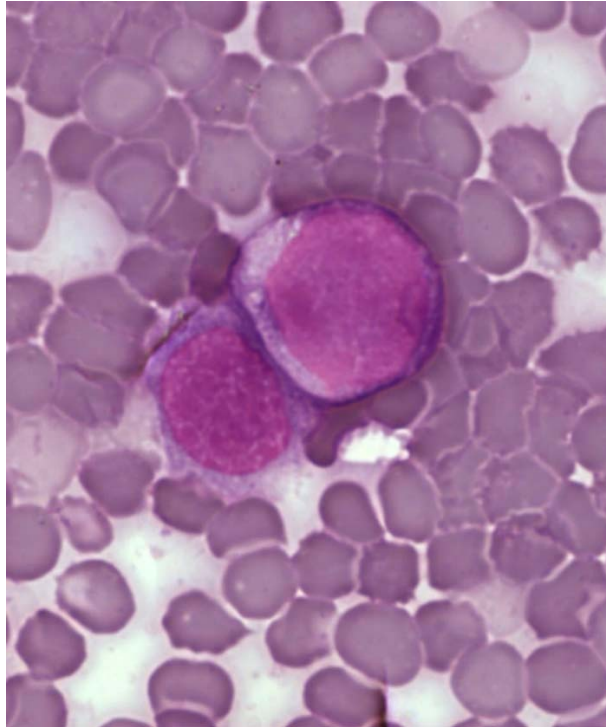
Kanser hastalığı hızla ilerleyen zamanında tedavi edilmezse ölümcül sonuçlara yol açabilen bir hastalıktır ve kendi içerisinde birçok türü bulunmaktadır. Kanser, gerek teknolojinin gelişmesine gerekse tıp alanındaki gelişmelere rağmen ülkemizde ve dünyanın diğer ülkelerinde ne yazık ki hala insan hayatını tehdit eden hastalıkların ön sıralarında gelmektedir.

Bir kaç türü aşağıda gösterilmektedir.

Tablo 1.1: Kanser çeşitleri

Akciğer Kanseri	Karaciğer Kanseri	Beyin Tümörleri
Meme Kanseri	Mide Kanseri	Rahim Ağzı (Serviks) Kanseri
Prostat Kanseri	Bağırsak (Kolon) Kanseri	Göz Kanseri
Böbrek Kanseri	Pankreas Kanseri	Özofagus (Yemek Borusu) Kanseri
Over (Yumurtalık) Kanseri	Nazofarenks (Üst Yutak) Kanseri	Melanom Cilt Kanseri
Rahim (Uterus) Kanseri	Cilt Kanseri (Melanom Olmayan)	Testis Kanseri
Lösemi		

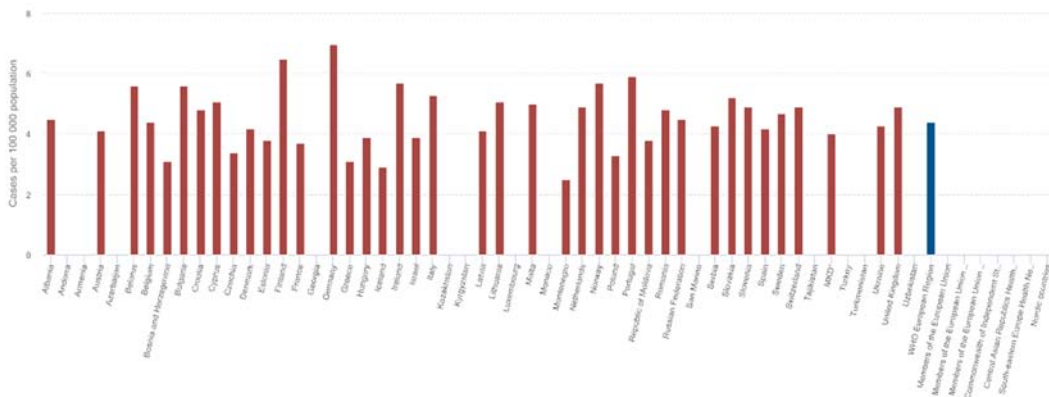
Örnek bir lösemi hücresi şekil 1.1’de gösterilmektedir.



Şekil 1.1: Lösemi hücresi

Şekilde görüldüğü üzere, lösemi hücresi kırmızı renkli ve çevresi mavi renkte olmaktadır. Lösemiler, vücuttaki kan üretim sistemini (lenfatik sistem ve kemik iliği) etkileyen kanserlerdir. Lösemiler akut veya kronik olarak (mikroskoptaki görünüşlerine göre alt gruplara ayrılırlar) ve tümörün yayılım ve gelişim özelliklerine göre sınıflandırılırlar.

Dünya sağlık sonuçlanan raporlara göre ve verilerinden hareketle yapılan tahminleme analizlerinde 2000 yılı ile 2020 yılı arasındaki lösemi hastalığı vakalarında %65'e varan bir artış yaşanarak 17 milyona ulaşacağı bildirilmektedir. Dünya nüfusundaki hızlı artışlara paralel olarak 2030 yılında 8.7 milyara ulaşacak olan dünyamızda 27 milyon yeni lösemi vakası ve 17 milyon kanser kaynaklı ölümler ile tedavisi devam eden diğer kanser hastaları sonucunda 75 milyona ulaşacağı tahmin edilmektedir. Bu durum lösemnin ne denli önemli olduğunu ortaya koymaktadır. ABD'de lösemili veya lösemi remisyonunda yaşayan yaklaşık 310.046 insan vardır. 2013 yılında, 48.610 kişinin lösemi tanısı beklenmektedir. 2013 yılında, 23.720 kişinin lösemiden öleceği tahmin edilmektedir. Erkeklerdeki lösemi oranı kadınlardakine kıyasla yaklaşık yüzde 33 oranında daha fazladır. Lösemi çocuklarda ve 15 yaşından küçük gençlerde, tüm kanser ölümlerinin neredeyse üçte birini oluşturmaktadır. Çocuk ve 20 yaşından küçük gençlerde lösemnin en yaygın türü akut lenfoblastik lösemi (ALL)'dir. 2013 yılındaki verilere göre, ALL, çocuk ve 20 yaşından küçük gençlerde yeni lösemi vakalarının yüzde 74'ünü oluşturmuştur [1].



Şekil 1.2: Avrupa Bölgesi'nde 15 yaşın altındaki çocuklarda yaş standartlı lösemi insidansının tahmini [1]

Avrupa Bölgesi'nde 15 yaşın altındaki çocuklarda yaş standartlı lösemi insidansının tahmini şekil 2.1'de gösterilmektedir. Bu resimde gösterildiği gibi almayanın indeksi diğer ülkelere göre daha yüksek. Bu oranlar 100,000 kişi için

ayarlanmıştır. Toplam altmış iki ülke bu şekilde gösterilmektedir. Yirmi ülkenin sonucu bu şekilde gösterilmemektedir. Bu veri tabanı 2016 yılında yayınlandı.

1.1.1 Problem Durumu

Kanserin hızlı yayılan bir hastalık olması nedeniyle, araştırmalara göre teşhisin olabildiğince çabuk ve doğru şekilde konulması, tedaviye başlanan süreyi öne alarak tedavi başarımlarını artırmıştır. Lösemi hastalıklarında yanlış teşhis edilebilecek durumlar olabileceği için, önerilen yöntem daha doğru teşhis için yardımcı olacaktır.

Bu tezde Local Binary Pattern (LBP) algoritması ve Histogram of Oriented Gradients (HOG) algoritması birlikte kullanarak görüntülerden özellik çıkaracağız ve bu özellikleri sınıflandırma metodunu Destek Vektör Makinesi (DVM) kullanarak lösemnin kötü huylu veya iyi huylu olduğu tespit edilecektir.

1.1.2 Problem Cümlesi

Bu çalışmada doktorların daha hızlı ve olabildiğince doğru sonuçlar alarak teşhis koyabilmeleri için çocuk ve genç yetişkin nüfusta en sık rastlanan kanser türü olan Akut Limfoblastik Lösemi (ALL) ele alınmış olup, kanserli ve sağlıklı hücrelerin mikroskopik resimleri matlab programında görüntü işleme ile işlenecek, özellik için LBP, HOG ve bu yöntemlerin birlikte şekli uygulanacak, daha sonra görüntülerin renk skalaları dönüştürülerek DVM yöntemi ile sınıflandırılması yapılacak ve böylelikle başarımlarını hesaplanacaktır.

1.1.3 Alt Problemler

Lösemi hastalığının teşhisi genelde gözle oluyor ve çoğu zaman yanlış teşhisler ortaya çıkıyor. Hastanede lösemi hastalığının teşhisinin çok zor ve bazen zaman alıcı olması büyük bir problemdir. İnsan faktöründen dolayı bazen yanlış sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu nedenle otomatik bir sisteme ihtiyaç olabilir. Bu tezde bir otomatik sistem önerildi ve bu sistem görüntüyü okuyup ondan sonra hasta olup olmadığını bize gösterecektir.

1.1.4 Arařtırmanın Önemi

Yüzyılımızın önemli sađlık problemlerinden birisi kuřkusuz kanserdir. Bařa ıkma yöntem ve tekniklerinin her geen gün artmasına rađmen kanser önemli bir sađlık problemi olarak varlığını sürdürmektedir. Dünya Sađlık Örgütü tarafından yayınlanan raporlara (2014) bakıldığında son otuz yıl içinde dünya üzerinde görülen kanser vakaları iki kat artış göstermiştir [1]. 2008 yılı itibariyle dünya nüfusunun 6,7 milyar kiři olduđu raporlanmıştır. 6,7 milyar kiři içerisinde 12 milyon kanser vakasının yeni teřhis edildiđi ve günümüze kadar 7 milyon kiřinin kanser hastalıđından öldüđu ve 25 milyon kiřinin ise hala tedavi gördüđu aynı raporlarda belirtilmektedir.

1.1.5 Kavramsal Çereve

Bu tezde lösemi teřhisi için ve birlikte kullanarak yeni bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntemde özellik ıkarma ve sınıflandırma kullanıldı. Görüntüleri okuduktan sonra özellik ıkarma yapılıyor ve görüntünün özelliklerini LBP ve HoG dönüşümünü kullanarak yapılacaktır. Veriler için ALL veri tabanını kullanılacaktır [2]. Bu veri tabanında 130'u hasta ve 130'u normal olmak üzere toplam 260 görüntü mevcuttur.

İKİNCİ BÖLÜM

AKUT LÖSEMİLER VE LİTERATÜR ÖZETİ

2.1 Akut Lösemiler

2.1.1 Lösemi

Kemik iliğinin normal dışı hücrelenmesi ile birlikte gelişen ve anormal olan bu hücrelerin kan ile birlikte dokulara da ulaşması sonucu kötü huylu bir hastalık oluşmaktadır. Oluşan bu hastalığa lösemi adı verilmektedir. Daha çok çocukluk çağında görülme sıklığı bulunan bu kanser türü günümüzde ileri yaşlarda da görülmeye başlanmıştır. Ortalama vaka sayılarına baktığımızda her 100.000 kişide 5 kişide görülmektedir. Akut lösemi ise ani bir şekilde gelişen ve hızlıca yayılan lösemi türü olup teşhisi geciktiğinde kısa süre içerisinde ölüme sebep olabilmektedir [3].

2.1.2 Lösemnin Belirtileri

Normal şartlarda bir çok hücre uygun bir şekilde dönüşümünü tamamlamaktadır. Genç hücreler olgun hücreye doğru farklılaşarak değişime uğramaktadırlar. Akut lösemide ise genç hücreler olgunlaşmamakta ve kemik iliğinde, kanda ve dokuda birikmektedirler. Gelişimini tamamlayamayan lösemik hücreler görevlerini yerine getirememekte ve enfeksiyonlar ile mücadele edememektedirler. Trombosit ve lökosit sayılarında azalış ile birlikte kolaylıkla enfeksiyona maruz kalan hastalarda deride morluk ve burun kanamaları görülmektedir. Sıklıkla enfeksiyon geçiren bu hastalarda ateş sürekli hale gelmektedir. Kan hücrelerindeki eksiklikler sebebiyle kansızlık ve buna bağlı halsizlik oluşmaktadır. Kanda dokuda ve kemik iliğinde anormal hücre birikmesi diğer hücrelerin üretilmesini de engellemektedir. Bu bulgular eşliğinde aşağıdaki belirtiler bu hastalıkta görülmektedir;

1. Ateş
2. Nefeste daralma
3. Morarma ve kolay kanama
4. Kılcal damar kanamaları
5. Yorulma ve halsizlik
6. Kilo kaybı ve iştahsızlık

Yukarıda sayılan hastalık birçok hastalığın da ön belirtileri olduğundan kanser vakaları çoğu zaman teşhis edilememekte ve erken tanı konulamamaktadır [3].

2.1.3 Löseminin Sınıfları

Akut ve kronik olmak üzere iki gruba ayrılan lösemi vakaları genel olarak çocuklarda akut olarak ortaya çıkmaktadır. Kronik lösemi ise ileriki yaşlarda daha sık görülmektedir. Lösemili hücreler, hücre tiplerine göre de lenfoid ve myeloid olmak üzere sınıflandırılmaktadır [3].

2.1.4 Akut Lenfoblastik Lösemi (ALL)

Lenfoblastik akut lösemi adından da anlaşılacağı üzere lenfositlerde yaşanan anormallik durumunda ortaya çıkarlar. Lökositleri oluşturan ve kemik iliğinde bulunan genç hücre lenfoblastların aşırı üremesi sonucunda akut lenfoblastik lösemi meydana gelmektedir. Kemik iliğinden başlayan bu aşırı üreme beyin ve omuriliğe ulaşarak çok daha kötü sonuçlara varabilmektedir. Çocukluk döneminde ortaya çıkan lösemi vakalarının yaklaşık %80 bu tür lösemi vakalarıdır. Erişkinlerde ise görülme sıklığı %20 dolaylarındadır. Bu lösemi türünde lenfoblastların anormal bir dönüşümü ve üremesi söz konusudur. Bu hücrelerin kemik iliği, kan ve diğer doku ve organlarda çoğalması ile birlikte diğer kan hücrelerinden eritrosit, lökosit ve trombositlerin çoğalması ve gelişimi sekteye uğramaktadır [3].

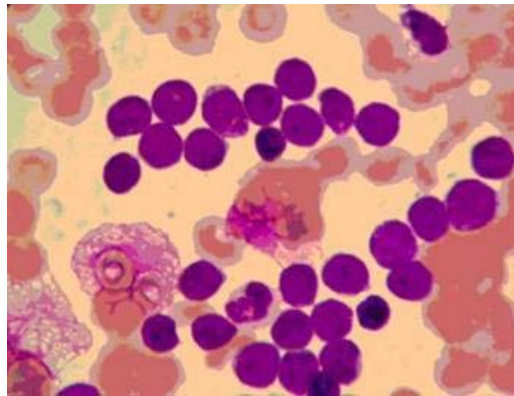
Çoğu kanser vakalarında olduğu gibi bu türde de ortada belli başlı görünür bir sebep yoktur. Kemoterapik maddeler, benzen ve bazı radyokimyasallar ve radyasyon gibi toksinlerin sebep olduğu öne sürülmektedir. Bununla birlikte genetik olarak ortaya çıkan kromozomlardaki bozukluklar yine akut lösemiye sebep olabilmektedir. Akut lösemili risk grubu ise down sendromlu bir kardeşe sahip olma, radyokimyasallara maruz kalma ve birtakım kemoterapik ilaçlar sayılabilir [3, 4].

2.1.5 ALL'nin Belirtileri

Akut Miyeloid Lösemiye benzer belirtiler gösteren bu kanser türün (ALL) lenfoblastların kemik iliğinde aşırı üremesi sebebiyle diğer yararlı hücrelerin üremesinin ve gelişiminin engellenmesi ve buna bağlı olarak halsizlik, kansızlık, iştah kaybı, yorgunluk, kanama ve nefes darlığı meydana gelmektedir. Ayrıca bağışıklık sistemi zayıfladığından çok sık enfeksiyona yakalanma görülmektedir. Lenfoblastların karaciğer, dalak ve lenf bezlerinde aşırı birikmesi sebebiyle karaciğerde lenf bezlerinde ve dalakta büyüme görülebilmektedir [3].

2.1.6 Tanı/Teşhis

Bir çok belirtinin diğer bir çok hastalığın sebebi olması sebebiyle tanı koymak oldukça güç olmakla birlikte, hastanın fiziki muayenesinde karaciğer, dalak ve lenf bezlerinde büyümenin tespit edilmesi sonrasında hastanın hikayesinde ateşlenme, kanama, halsizlik ve vucutta meydana gelen kılcal damar kanamaları sebebiyle oluşan morluklar bulunuyor ise tam kan sayımı istenilmektedir. Tam kan sayımı ile birlikte eğer lökositlerde anormal bir düzeyde artış veya azalış bulunması, trombosit sayısında artış/azalış ve anemik bulguların bulunması tanıyı desteklemektedir. Ancak kesin olarak ALL tanısına ulaşmak için kemik iliğine ilişkin bulgulara ulaşmak gerekmektedir. Bu nedenle kemik iliği biyopsisi alınır ve yapılan incelemeler sonucunda kemik iliğinde de anormalliklerin tespit edilmesi ile ALL tanısı konulmaktadır. Ayrıca kromozom anormalliklerinin tespiti için genetik incelemeler de yapılabilmektedir. Nadiren de olsa lökositler bazen normal sayıda bulunduğu halde ALL oluşabilir. Lenfoblastların ALL durumundaki durumu (Şekil 1)'de görülmektedir [3, 4].



Şekil 2.1: ALL'de lenfoblastlar

2.1.7 Tedavi yöntemleri

Günümüze kadar gelmiş olan araştırma sonuçları ve tıp tekniklerindeki ilerlemelere rağmen, bu hastalığa kesin çözüm sunulamamaktadır. Kesin bir nedeni ve tedavi yöntemi bilinmeyen bu hastalığın dönemlerine göre belli başlı 4 tedavi yöntemi bulunmaktadır. Hastalık genel olarak kalıtsal veya bulaşıcı değildir. Yukarıda sayılan nedenlerden biri olan kemoterapik ilaçlar ve radyasyona maruz kalma ile ortaya sıklıkla çıkabilmektedir. Aşağıda belli başlı tedavi yöntemleri sıralanmıştır [3];

1. Remisyon sağlanması,
2. Pekiştirme tedavisi,
3. Sinir sistemini koruyucu tedavi,
4. İdame tedavisi.

2.1.7.1 Remisyon ve remisyon indüksiyonu

Hastalığın başlangıç evresinde tanı konulması ile birlikte uygulanabilir olan bu tedavi yöntemi yaklaşık 4 ila 8 hafta kadar sürmektedir. Hastanın bu dönemde hastanede tedavi edilmesi gereklidir. Sıklıkla vincristin ve daunoblastin, idarubisin damar yoluyla verilmeli ve ağız veya damar yolu ile kortizon verilmelidir. Damar yolu ile ya da kalçadan verilebilen siklofosfamid, L-asparaginaz kullanılabilir. Yapılan bu tedavi, lösemik hücrelerin yok olmasına sebep olurken kanama, anemi ve sık ateşlenme gibi yan etkilere de sebep olmaktadır. Bu tedavi sayesinde hastanın şikayetleri %80' e varan oranlarda yok olmaktadır. Hastalığın %80 oranında tedavi edilmesi yeterli değildir. Devam döneminde diğer tedaviler sürdürülmelidir. Aksi takdirde %20'lik anormal hücreler üremeye devam edebilmektedir. Belli oranda bir remisyon sağlandığında beyin-omurilik sıvısında lösemik hücre olup olmadığı belirlenmeli ve eğer bu bölgede de lösemik hücreye rastlanmış ise bel kemiğine radyo terapi ya da kemoterapi uygulanmalıdır. Bunun sebebi birçok ilacın beyin ve omuriliğe ulaşmamasıdır. Hastalığın tekrarlamaması adına pekiştirme ve idame tedavilerine devam edilmelidir. Pekiştirme ve idame tedavileri kalan %20'lik kısmın nüksetmemesi amacıyla yapılan tedavilerdir. Pekiştirme kök hücre naklini ve kemoterapiyi gerektirmektedir. Hastanın dönemi ve alacağı tedavideki risk faktörleri önemlidir ve hastadan hastaya değişebilmektedir. Yüksek riskli hastalarda, eğer kök hücre sağlanabiliyor ise pekiştirme tedavisi olarak nakil gerçekleştirilmektedir [3, 4, 5].

2.1.7.2 Pekiştirme tedavisi

İyileşme sağlanan kanser hastalarında hastalığın belli bir oranda tedavisi mümkündür. Hastalığın tekrarlamaması adına pekiştirme tedavileri uygulanmaktadır. Pekiştirme tedavisi vücuttaki hastalık varlığına bağlı olmaksızın da sürdürülmektedir. Çünkü birçok gizil hücre grubu hala bilinmezliğini korumaktadır. Pekiştirme tedavisi uygulanan dönemde özellikle beyin ve omurilikte saklanmış blastların yeniden üremesini engellemek üzere sinir sistemini koruyucu tedavi verilmelidir. Bu tedavi, belden özel iğneler yardımıyla kemoterapi uygulaması ya da baş veya omuriliğe radyoterapi şeklinde uygulanmaktadır [4, 5].

2.1.7.3 Kemik iliği nakli

Her hastaya önerilmeyen bir tedavi uygulamasıdır. AML türü kanserde olduğu gibi ALL türünde de allojenik ve otolog olarak iki gruba ayrılmaktadır. Bu tedavi uygulaması çok yüksek riskli hasta gruplarına ve iyileşme sağlanamayan hasta grubuna uygulanmaktadır [3, 4, 5].

2.1.7.4 İdame tedavisi

Bu tedavi yöntemi ise daha hafif kemoterapi uygulamalarının uzun süreli olarak uygulanmasıdır. Yaklaşık olarak 2-3 yıl süren bu uygulama ile hastanın hastaneden yatması zorunlu değildir. Methotrexate kortizon, Mercaptopurin ve Vincristine, gibi ilaçlar kullanılır. İlaçların doz ayarlanması sürekli izlenen kan tahlilleri ile yapılmaktadır. Kortizon ilaçları sebebiyle mideye bağlı yan etkiler ve Vincristine ilacına bağlı olarak da el ve ayaklarda uyuşma meydana gelebilmektedir. Kemik erimesi ve kan şekeri gibi hastalıkların nüksetmemesi için hasta bu dönemde kontrol altına alınmalıdır. 2-3 yıllık süre zarfında hastaya dönem dönem kemik iliği biyopsisi uygulanmalıdır. En fazla 5 yıl içerisinde hastalığın neticeleneceği varsayılmaktadır [3, 4, 5].

2.1.8 AML / ALL'de Dikkat Edilmesi Gereken Hususlar

AML ve ALL tedavisinde kemik iliğini baskılayan kemoterapik ilaçlar sebebiyle kandaki trombosit ve erosit seviyesi düşmekte ve trombosit ve eritrosit süspansiyonlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu sebeple trombosit ihtiyacı hasta yakınları

tarafından karşılanabilir. Hasta yakınlarında uygun trombosit bulunamadığında gönüllü vericilere başvurulabilir. Bu dönemde hastanın bağışıklığı zayıf düştüğünden enfeksiyonlara karşı daha duyarlı hale gelir. Bu yüzden hastaneye hasta yakınlarının gelmemesine özen gösterilmeli ve hastane dışından yiyecek içecek tüketilmesi kesilmelidir [3, 5].

2.1.8.1 Kemik iliği aspirasyon ve biyopsisi

Göğüs bölgesinde bulunan ve iman tahtası olarak adlandırılan sternum adı verilen yerden ya da kalça kemiğinden özel bir enjektör ile girilerek kemik iliği alınarak yapılması işlemine kemik iliği aspirasyonu adı verilir. Bu işlem yapılmadan önce bölge temizlenir ve hastanın herhangi bir ağrı hissetmemesi için lokal anestezi uygulanır. İliğin enjektörle çekilmesi sırasında hafif bir ağrı hissedilebilir. Vakuma bağlı olarak bir çekilme hissi duyulur. Biyopsi uygulamasında ise aspirasyon işlemine benzer şekilde kalça kemiğine enjektör ya da özel bir iğne yardımıyla girilerek küçük bir örnek alınır. Her iki işlemde de ağrısız gerçekleşmesi için lokal anestezi şarttır [4].

2.1.8.2 Kullanılan ilaçlar

Kullanılan ilaçların kısırlığa sebebiyet verip vermemesi hastaya verilen kemoterapi uygulamalarının dozajıyla ilgilidir. Bu nedenle erkek hastaların işlem öncesi spermlerini dondurmaları önerilmektedir. Bayan hastaların durumu ise erkeklere oranla daha güçtür. Yumurtaların dondurulması gerekli olduğundan ve bu işlemin başarı oranı düşük olduğundan çok tercih edilmemektedir. Ülkemizde embriyo dondurma işlemleri ancak evli çiftlerde uygulanabilecek bir uygulama olduğundan bu konuda yasal engel bulunduğundan çoğu hasta risk oranı yüksek başarı oranı düşük olan yumurta dondurma işleminden başlamadan vazgeçmektedir. Yurtdışında embriyo dondurma işlemleri yapılabilmektedir [3].

2.2 Literatör Taraması

Havza (Watershed) dönüşümü uygulayarak kemik iliği aspiratı segmentasyonu, tek tek hücrelerin seçimi ve doku bazında özellik üretimi, hücrelerin istatistik ve geometrik analizini yapar. Burada, farklı hücre tiplerini karakterize eden özellikleri oluşturmak amacıyla, lösemi ile ilgili genç öncü hücrelerin görüntüsünün ön işleme

yöntemleri sunulmaktadır. Bu çalışmada, lösemi hücrelerinin tanınması ve sınıflandırılmasına görüntü işleme yaklaşımı sunulmuştur. Bu yaklaşımın en önemli noktaları şunlardır [3]:

1. Havza algoritması kullanarak kemik iliği aspiratının görüntüsünün segmentasyonu
2. Görüntüden hücrelerin tek tek çıkarılması
3. Hücrenin farklı özelliklerinin otomatik üretimi, dağıtım analizi kullanarak hücrenin özellik kalitesinin değerlendirilmesi
4. Korelasyon ve temel bileşen analizi
5. Hücrenin son tanınması
6. Sınıflandırılması için destek vektör makinesinin uygulanması.

Günümüzde, kan bozukluklarının tespiti, mikroskopik görüntülerin görsel muayenesinden geçmektedir. Kan hastalıklarının saptanmasından, belirli hastalıkların sınıflandırılmasına yol açabilir. Görüntüleri işlemek, ucuz olduklarından ve pahalı test ve laboratuvar donanımı gerektirmediklerinden kullanılır. Sistem, beyaz kan hücreleri hastalığı, lösemi üzerinde durmuştur. Sistem, mikroskopik görüntülerdeki özellikleri kullanacak ve dokuda, geometride, renkte ve istatistiksel analizdeki değişimleri inceleyecektir. Bu özelliklerdeki değişimler, sınıflandırıcı giriş olarak kullanılmıştır. Kan örneklerinin mikroskopik görüntülerinden çıkarılan bu bilgi insanlara, belirli bir hasta için kan hastalığının çabuk tahmini, çözümü ve tedavisinde yararlı olabilmektedir [4].

Bu çalışmada, farklı hücre tiplerini iyi karakterize eden özellikleri oluşturmak amacıyla, lösemi ile ilgili genç öncü hücrelerin görüntüsünün ön işleme yöntemlerini sunulmaktadır. Bu özellikler, sınıflandırıcı olarak kullanılan destek vektör makinesi için giriş sinyalleri olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada, lösemi hücrelerinin tanınması ve sınıflandırılması için bir görüntü işleme yaklaşımı sunulmuştur. Bu yaklaşımla kapsanan noktalar şunlardır: görüntünün ön işlenmesi, kemik iliği aspiratının görüntüsünün segmentasyonu, hücrenin farklı özelliklerini çıkarmak, hücrelerin son tanınması, enfekte olmuş ve olmamış olarak sınıflandırılması için destek vektör makinesi uygulaması kullanacaktır. Çözülmüş olan problemler şunlardır [5]:

1. Kemik iliği aspiratı ayrıştırması
2. Tek tek hücrelerin seçimi
3. Hücrelerin istatistiksel
4. Geometrik analizleri temelinde, özellik çıkarma.

Lösemi her yaş grubundan kişilerde görülen bir kanserdir. Bu, olgunlaşmamış beyaz kan hücrelerinin kontrolsüz toplanması ile karakterize edilir. Algoritma, her çeşit lösemi görüntüleri üzerinde iyi çalışır (farklı boyutlar ve belirginlikte olanlarda). Bu yüzden, görüntüye bakarak yapılan teşhisin, hastalık görüntüsünün iyileştirilmesine bağlı olarak, gelişmesi zorunludur. Bu çalışma, görüntünün geliştirilmesi için mevcut filtrelerin, onların m-fonksiyonlarını yaratarak, uygulanması ile ilgilenir. Bu çalışmada, lokal kontrast germe, küresel kontrast germe, kısmi kontrast germe, parlak ve karanlık kontrast germe teknikleri gibi birkaç kontrast geliştirme tekniği, lösemi görüntülerine uygulanmaktadır [6].

Tüm tanıları kullanarak farklı görüntü işleme teknikleri uygulanmıştır. Çok seviyeli eşikleme tekniği kullanılarak mikroskopik kemik iliği görüntülerinde segmentasyon; görüntü ön-işleme, görüntü segmentasyonu, son-işleme ve görüntü analizi yapılmıştır. Bu çalışmada, çok seviyeli eşiklendirme yöntemi, söz konusu nesneyi bölmek için, görüntünün yoğun gri histogramına dayanan ve elle seçilen iki değer T1 ve T2 tarafından sunulmuştur. Son olarak, çok seviyeli eşiklendirme tekniğinden, WBC'yi karmaşık arka planından ayırmak için yararlanılmıştır. Önerilen yöntem normal görüntüler için uygun bulunmaktadır fakat karanlık ve parlak görüntüler için uygun değildir [7].

Bir hastada lösemi tespiti, anormal beyaz kan hücresi (WBC) sayımı ve kan hücresi oranının hesaplanması ele alınmıştır. Bu çalışmada, kan hücresi oranı hesaplamaları için daha iyi bir görüntü elde etmek üzere kan örneği görüntüsü üzerine, görüntü iyileştirme teknikleri uygulanmıştır. Bu çalışmada, görüntü işleme teknikleri kullanan bir yöntem önerilmektedir. Kan hücresi oranı, bağlı bileşenlerin sayısını tespit etmek için, dışbükey kabuk uygulayarak hesaplanır. Yöntem, umut verici sonuçlar göstermiştir ve büyük geleceği vardır [8]. Monoklonal antibodylerle analiz edilen normal ve lösemik hemopoetik prekürsör hücrelerin monoklonal karşılaştırmalı antijen fenotipleri ele almıştır. Tıp makalesi olduğu için sadece genel bilgi vermektedir.

Bu makale, tasarlanmış olan lösemi hücreleri için yüksek kapasiteli tarama algoritması sunmaktadır. Satır suretiyle ve sütun suretiyle, aşırı hassas saptanmış hücre görüntüsü üzerine, tekrarlamalı bir görüntü segmentasyonu tekniği icra eder. Bu çalışmada, lösemi hücreleri için yüksek verimli bir tarama algoritması sunar. Algoritma, geleneksel kenar algılama ile başlar. Sonra görüntü, ön planı arka plandan ayırmak için tekrarlamalı olarak bölünür. 1D yoğunlukta toplam grafikler daha sonra tek hücreleri kümelerden kategorize etmek için kullanılır [9]. Algoritmanın kesinliği, önerilen algoritmanın, hempsitometre kullanarak yapılan elle sayım ile karşılaştırılmasıyla belirlenir. Önerilen algoritmayla hücreleri saymak hemositometre kullanılarak yapılan sayımla uyuşmuştur ve her bir görüntü için işleme zamanı üç saniyenin altındadır. Önerilen algoritma, hücre görüntülerini yüksek kesinlik ve hızla saymaktadır.

Otomatik görüntü analizi, lenfoma görüntüler, örüntü tanıma. Dış seviyede, ham pikseller, bir dizi dönüşüm ile spektral düzlemlere dönüştürülmüştür. Basit (Fourier, Chebyshev, ve Dalgacık) ve bileşik dönüşümler (Fourier'nin Chebyshev'i ve Fourier'in Dalgacıkları) hesaplanmıştır. Sonra, ham pikseller ve spektral düzlemler ikinci aşamaya gönderilmiştir. İç seviyede, her bir spektral düzlemde, aynı özellik bankasından, çok amaçlı küresel özellikler kümesi hesaplanmıştır. Tüm hesaplanan özellikler, tek bir özellik vektöründe birleştirilmiştir. Lenfomanın üç majör tipinin ayrılabilirliğini geliştiren görüntü işleme faktörlerini ortaya çıkardık. Daha klinik bir tespit ile olguların daha büyük bir çeşitliliğinin yanı sıra analiz edilen farklı lenfomaların sayısında bir genişlemeyi de içeren, ek hususlarla karşılaştırılması gerekir. Bir klinik uygulamada, örüntü tanıma sistemleri, tek başlıktan karar desteğine kadar, değişik kapasitelerde kullanılabilir. Burada sunulmuş olan sınırlı bir sistemin bile kararlılık yararı vardır ve bu yüzden, farklı patolojilerin sınıflandırma yetilerindeki farklılıkların derecesini azaltabilir. Bu çalışmada, bir tam-görüntü örüntüsü tanıma yöntemi, en yaygın lenfoma türlerinden üçünü ayırt etmekte başarılı olabilir. Yüzde 99'lük bir sınıflandırma kesinliği segmentasyon, çoklu büyütme kullanımı ya da diyagnostik lenfoma işaretleyicileri içeren eğitim görüntüleri seçimi olmadan mümkündür. Orijinal (RGB) planının ölçülebilir olarak daha kötü performans gösterdiği yerde, en güçlü sinyalin histolojik (HE) renk planında olması, sınıflandırmanın biyolojik olarak ilişkili biçimlere karşı duyarlı olduğunu gösterir [10].

Lösemi, görüntü işleme, kontrast güçlendirme, kısmi kontrast, aydınlık ve karanlık germe teknikleriyle teşhis edilebilir. Geleneksel lösemi tarama işleminde, Hematologlar, lekeli lamda, büyük sayıda anormal beyaz kan hücreleri arayacaklardır. WBC mavi ya da mor renkte görünme eğiliminde olmakla birlikte, beyaz kan hücreleri ve kırmızı kan hücrelerinin görünümü renge dayanarak ayırt edilebilir. Lösemiye ALL ya da AML olarak sınıflandırmak üzere, spesifik morfolojik özellikler gözlenecektir. Bu çalışma, önerilen kontrast iyileştirme tekniklerinin morfolojik özelliklerin co+Y kontrastını iyileştirmek için kullanılabilmesini ve akut lösemi görüntülerinde arka planın etkisini azalttığını göstermektedir. Önerilen tekniklerle elde edilen sonuçlar, görsel kalite açısından kabul edilebilirdir. Bu üç teknikten kısmi kontrast, akut lösemi görüntülerinde, özelliklerin görüntüsünü geliştirmekte en iyi sonucu vermektedir [11].

Belirtilerin nonspesifik doğası genellikle yanlış tanıya götürür. Tanısal belirsizlik, diğer bozukluklar tarafından benzer işaretlerin taklidi nedeniyle gündeme gelir. Kan lekesi veya kemik iliği aspiratının dikkatli bir mikroskopik incelemesi lösemnin etkili tanısı için tek yoldur. Diğer kan bileşenlerinden ayrılan lökositler ya da beyaz kan hücreleri için bulanık bir kümelenmeye dayanan iki aşamalı renk segmentasyonu stratejisi uygulanır [12]. Çekirdek şekli ve doku gibi ayrıştırıcı özellikler, lösemnin tespit edilmesinde kullanılır. Bu çalışmada, iki yeni şekil özelliği yani Hausdorf boyutu ve kontur imza, lenfositik hücre çekirdeğini sınıflandırmak için uygulanır. Destek Vektör Makinesi (SVM: Support Vector Machine) sınıflandırma için kullanılmıştır. Toplam 108 kan lekesi görüntüsü gelecekteki çıkartım için düşünülmüştür ve performans değerlendirmesi, bir hematologun sonuçlarıyla onaylanmıştır. Lösemi tespiti için çıkarılan ilişkili özelliklerce takip edilen kan lekesinin iki aşamalı bir WBC çekirdek segmentasyonu, yazının ana konusudur. Yazı, daha çok çekirdek sınırındaki düzensizlikleri, iki yöntem (yani, Hausdorf boyutu ve kontur imza) kullanarak ölçmeye konsantre olur. Bu şekilde birlikte, renk ve doku özellikleri de daha iyi bir tespit kesinliği için göz önünde bulundurulur. Önerilen özelliklerle Lösemi tespiti, SVM sınıflandırıcı tarafından sınıflandırılır. Elde edilen sonuçlar, lenfoblastın değişik alt tiplere sınıflandırılmasını da içeren, gelecekteki çalışmaları cesaretlendirmektedir. Hücrelere dokunmak, lekeden bağımsız görüntü segmentasyonu ve lösemi tipi sınıflandırması için alternatif teknikler araştırılabilir [12].

Bu çalışmada, biyoloji bilimindeki potansiyel uygulamalar için, hünarlı manipölasyon özelliğine sahip iki parmaklı bir mikro-el geliştirilmiştir. Görüntü

işleme kullanılarak bu işlem hızlandırılabilir Bu mikro-el sistemi, hücre döndürme, tek hücre tut-ve-yerleştir, hücre desenleme ve canlı hücrelerin mekanik özelliklerinin ölçümü gibi hünere görevleri gerçekleştirebilir. Ancak, mikro nesnelere el ile işlemek sıkıcı bir iştir. Sistemin etkinliğini arttırmak için, otomatikleşmiş mikro-manipülasyon gereklidir. Mikro-el sistemine bir Hepsi-Odakta sistemi entegre ederek, iki mikro parmak ucunun 3D pozisyonları ve mikro hedef nesnelere elde edilebilir. Bu 3D pozisyonlar, hedef objeyle otomatik olarak ilgilenmek için gereklidir. Görülen bu yeterliği, çok boyutlu mikrosferler ve tut-ve-yerleştir işlemi ile göstermektedir. Mevcut başarı oranı yeterince yüksek olmasa da, yüksek etkili hücre katılımının ölçülmesi, tek bir hücre için tut-ve-yerleştir işi, hücre nakli ve de örnekleme gibi, birçok potansiyel uygulama için mikro-eli otomatikleştirmenin mümkün olduğunu göstermiştir. Bu çalışmada, iki parmaklı bir mikro-el ve bir entegre AIF görüntüleme sistemi kullanan otomatikleştirilmiş bir manipülasyon sistemi sunmaktadır. AIF sisteminin AIF görüntüsü, HEIGHT görüntüsü mikro parmak uçlarının z-pozisyonlarını sağlarken, mikro parmak uçlarının (X,Y) düzleminde 2D pozisyonlar sağlar. Çok boyutlu mikrosferler kullanılmıştır ve, mikro-el sisteminin entegre AIF görüntüleme sistemi ile otomatikleştirilmesinin fizibilitesini değerlendirmek için, onların 3D pozisyonları da tut-ve-yerleştir işlemi deneyi ile belirlenebilir. Mikro parmakları kesinlikle bulma yöntemi esas olarak tartışılmıştır. Onların 3D pozisyonları elde edilebilir ve kesin manipülasyon için, aynı z-pozisyonuna ayarlanabilirler [13].

Bu makalede, segmentasyon ve sınıflandırma için algoritmaların değerlendirilmesi ve karşılaştırılması için özellikle tasarlanmış, yeni bir kamusal kan örnekleri veri grubu önerilmektedir. Veri grubundaki her bir görüntü için, hücrelerin sınıflandırılması, farklı algoritmaların performansını iyice karşılaştırmak için belirli bir yararlı figürler kümesi olarak verilmiştir. Görüntü işleyen ve örüntü uyduran topluluklara yeni bir test aracı sunan bu girişken amaçlar, bu önemli araştırmada mevcuttur, ALL'nin tespiti için otomatik sistemlerle ilişkili güncel son modelleri de inceledik ve bu algoritmaların performansını değerlendirmek için bir ölçü önerilmiştir [2].

Kanserli hastalarda lösemi formunun erken tanımlanması büyük ölçüde iyileşme olasılığını artırabilir. Hastalığın birçok formları arasında ayırım yapan tanı yöntemleri ya pahalıdır ya da yoktur. Mevcut tanı yöntemleri arasında, iyi donanımlı laboratuvarlar gerektirmesi nedeniyle sonuç elde etmenin zaman gerektirdiği ve pahalı olan, immün-fenotip ve sitogenetik anormallik vardır. Bu nedenle, farklı lösemi

formları ve tiplerinin belirlenmesi ile sonuçlanan, hızlı ve düşük maliyetli bir yöntem ihtiyacı vardır. Bu nedenle, lösemik mikroskobik görüntülerin morfolojik analizinin kullanılmasını önerilmektedir. Bu çalışmada otomatikleşmiş lösemi formu tanımlama sisteminin ilk fazını sunulmaktadır ki bu, enfekte olmuş hücre görüntülerinin segmentasyonudur. Segmentasyon işlemi, her bir kan hücresi için, stoplazma ve çekirdek bölgelerini içeren, iki iyileştirilmiş görüntü sağlar. Her bir lösemi formu için özgün özellikler bu iki görüntüden çıkarılıp böyle durumları tanımlamak için kullanılabilir. Bu çalışmada, lösemi hastalarının tek-kan-hücresi görüntülerini bölmek için yeni bir yöntem önermiştir. Bu çalışmadaki çalışma, lösemnin dört majör tipini tanımlamak için, enfekte olmuş kan hücrelerinin mikroskobik görüntülerini kullanan, otomatik bir sistem amaçlamaktadır. Enfekte olmuş bir hücrenin, stoplazma içeren iki alt bölgesine ayrılması ve başarılı segmentasyonu hayattır çünkü bu iki bölge lösemnin farklı formları ile bağlantılıdır. Önerilen segmentasyon sisteminin çıktıları böylece, gelecekteki çıkarımlar ve sonuç olarak lösemi formu ya da tipinin tanımlanması için kullanılabilir [14].

Lösemili hastada beyaz kan hücrelerinin anormal seviyelerinin saptanması için tarama sistemi kurallarını ele almıştır. Medikal profesyoneller, medikal görüntüleri lösemiye teşhis için kullanırlar. Mamafih, bazen sonuçlar, bulanıklık ve lösemi görüntüleri üzerinde istenmeyen gürültünün etkisiyle, yanlış teşhis gösterir. Böyle durumlarda, görüntü işleme teknikleri gibi görüntü işlemlerinin lösemi görüntülerinin kalitesini yükseltmeleri gerekir. Bu çalışma birkaç kontrast iyileştirme tekniği içerir. Bunlar lokal kontrast germe, küresel kontrast germe, kısmi kontrast germe, parlak ve koyu germedir. Sunulan kontrast iyileştirme teknikleri, lösemi görüntülerinin kontrastının iyileştirilmesinde etkilidir. Bu 5 teknikten, lokal kontrast germede, lösemi hücrelerinin özellikleri kolaylıkla görülebilir ve genç hücrenin çekirdek ve stoplazması daha açık hale gelir. Parlak kontrast germe stoplazmanın rengini çıkartır, stoplazma iyileşir ve şekli kolaylıkla görünür olur. Karanlık kontrast germede, çekirdek daha açıktır. Kısmi kontrast germe ise her tipte farklı görüntü için uygundur. Çekirdek, stoplazma ve arka plan bölgeleri temiz bir şekilde görünür. Kısmi kontrast en iyi sonuçları verir ve çekirdek ve akut lösemi görüntüleri için ekstra bilgi verebilir. Bu teknik daha açıktır ve ümit edilir ki hematoloğun ileriki analizlerini kolaylaştıracaktır [15].

Hasta tanısını geliştirmek üzere, medikal görüntülerden yararlı bilgiler çıkarmak için, çeşitli görüntü işleme yazılımları geliştirilmektedir. Lösemi tanısı ve tedavisinin

önemli bir parçası, mikroskop altında hastanın periferik kan lekesinin görsel olarak incelenmesidir. Beyaz kan hücrelerindeki morfolojik değişiklikleri ve yayılmış habis hücrelerin yani patlamaların doğasını belirlemek için yaygın olarak kullanılır. Bu çalışma, normal hücrenin tanınması ve genç öncü hücrelerden ayrılması için, görüntü segmentasyonu, gelecek çıkarımı, seçim ve hücre sınıflandırması sunar. Sistem, lösemi çalışması için kamusal görüntü veri grubunda bulunan 108 görüntüye uygulanmıştır. Metodoloji göstermektedir ki örüntü tanıma uygulaması normal hücre ile genç öncü hücreleri ayırıştırmak için güçlü bir araçtır ve lösemnin erken etkili tedavisinde gelişime doğru gitmektedir. Lösemi tespiti için özellik çıkarımınca takip edilen kan lekesi görüntülerinin bir WBC çekirdek segmentasyonu bu çalışmanın ana konusudur. Yazı daha çok, daha iyi bir tespit kesinliği için alanın, döngüsellğin, çevrenin, vs. ölçülmesine konsantre olur. Önerilen özelliklerle lösemnin tespiti, kNN sınıflandırıcı ile sınıflandırılmıştır. Sistem, %93 kesinlik vererek, kamusal veri grubundan 108 görüntüye uygulanmıştır. Ötesi, aşırı bulaşma ve hücrelere dokunma karşısında, sistem sağlam olmalıdır [16].

Erken prognozda kan hücrelerinin bölünmesi meselesinde hematologlara yardımcı olmak konusunda araştırmadır. Otomatik segmentasyon tekniği klinik uygulamalarda, kan hücresi teşhisi için ilginç bir alan olmaktadır. Bu çalışma, akut lösemi hastalarının kan hücresi görüntülerinin, uyarlanabilir K-Means kümeleşme algoritması kullanan otomatik segmentasyon üzerinden işlenmesine odaklanır. Deneysel sonuç, arka planı kaldırmak için hiç bir filtre tekniği uygulamadan, kapsamlı çıkış görüntüleri üretmiştir [17].

Teşhise ve yoruma yardımcı olması için, bir cerrah tarafından gelişmiş medikal görüntüler istenir çünkü medikal görüntü kaliteleri sıklıkla, gürültü ve diğer veri toplama cihazları, aydınlatma koşulları, vs. tarafından bozulmuştur. Ayrıca, medikal görüntü geliştirme hedefleri, esas olarak, medikal görüntünün düşük kontrast ve yüksek gürültü seviyesi sorunlarını çözmek içindir. RGB bileşenleri kullanan renkli görüntüler için kontrast iyileştirme tekniğinin kullanılması önerilir. Histogram eşitlemesi, görüntü kontrast iyileştirmesi için en popüler olan yöntemlerden biridir. Sonuçlar göstermektedir ki kısmi kontrast, akut lösemi görüntülerinin anlamlı özelliklerini korurken, görüntünün görülebilirliğinin geliştirilmesine yardımcı olan, en iyi tekniktir. Böylece, sonuç görüntüler Hematologlara gelecekteki akut lösemi

analizleri için yararlı olacaktır. Sonuç göstermektedir ki önerilen algoritmanın görüntü iyileştirme alanında iyi performansı vardır [18].

Genç beyaz kan hücrelerinin kontrolsüz şekilde toplanması ile karakterize edilir. Ayrıca gürültü ve bulanıklık etkisi sıklıkla hatalı bir lösemi teşhisine neden olur. Otomatik bir görüntü iyileştirme lökositlerin izlenme sürecini çok daha kolay ve hızlı kılabilir ve uzman tarafından değerlendirilen veri miktarı normalde temin edeceklerinden daha fazla veriyi sunmaktadır. Bu çalışmada, lokal kontrast germe, global kontrast germe, kısmi kontrast germe, parlak ve karanlık kontrast germe teknikleri lösemi görüntüleri üzerinde uygulanmıştır. Önerilen tüm görüntü iyileştirme tekniklerinin karşılaştırması akut lösemi görüntülerinin teşhislerinin iyileştirilmesi için en iyi tekniğin bulunması adına gerçekleştirilmiştir. Sunulan kontrast germe teknikleri lösemi görüntülerinin iyileştirilmesinde etkilidir. Bu 5 teknikten, kısmi kontrast en iyi sonucu verir ve iyi bir senaryoda akut lösemi görüntülerinin çekirdek ve stoplazmasıyla ilgili ekstra bilgi verebilir. Bu nedenle nihai sonuçlardan, bu teknikle uygulanan akut lösemi kan görüntüleri daha berrak görünmektedir ve bir hematoloğun analizlerini kolaylaştıracaktır [19].

Günümüzde lösemi hastaları için tarama sistemi kuralları mevcuttur. Hasta kanının numunesine bakarak elde edilen tarama sonucuyla beyaz kan hücrelerinin anormal seviyesi belirlenebilir ve bu da sonraki teşhis aşaması için lösemiye işaret edebilir. Bu nedenle, lösemiye teşhis etmek için tıp profesyonelleri medikal görüntüleri kullanmaktadır. Ancak bazen hatalı teşhislere neden olan, kan lösemi görüntülerinde istenmeyen gürültü etkileri ve bulanıklık vardır. Bu nedenle, görüntü iyileştirme gibi görüntü ön-proses işlemleri bu durumun geliştirilmesi için gerekmektedir. Bu proje çeşitli kontrast iyileştirme tekniklerini önermektedir, bunlar lokal kontrast germe, global kontrast germe, kısmi kontrast germe, parlak ve karanlık kontrast germe. Tüm teknikler lösemi görüntülerine tatbik edilmiştir. Sunulan kontrast germe teknikleri lösemi görüntülerinin iyileştirilmesinde etkilidir. Bu 5 teknikten, kısmi kontrast en iyi sonucu verir ve iyi bir senaryoda akut lösemi görüntülerinin çekirdek ve stoplazmasıyla ilgili ekstra bilgi verebilir. Bu nedenle nihai sonuçlardan, bu teknikle uygulanan akut lösemi kan görüntüleri daha berrak görünmektedir ve bir hematoloğun analizlerini kolaylaştıracaktır [20].

Hastanın teşhisini iyileştirmek için çeşitli görüntü işleme yazılımları tıbbi görüntülerden faydalı bilgiler elde etmek için geliştirilmiştir. Hematolog, insan

kanının mikroskopik çalışmasını yapar ve bu da metotların gereksinimine neden olmuştur. Bu, mikroskop renk görüntüleme, segmentasyon, sınıflandırma ve kümelenmeyi kapsar ve bunlar lösemili hastaların tespitine olanak sunar. Bu çalışma otomatik Otsu'nun eşik kan hücresi segmentasyon metodunu ve WBC segmentasyonu için görüntü geliştirme ve aritmetiği önermiştir. kNN sınıflandırıcısı normal lenfosit hücrelerden genç öncü hücreleri sınıflandırmada kullanılmıştır. Sistem lösemi konulu çalışmalar için kamuya açık görüntü veri kümesinde bulunan 208 görüntü için uygulanmıştır. Bu metot %93 hatasızlık dağılımı vermektedir [21].

İnsanlarda lökosit dağılımını araştırmak için, nükseden lösemi üzerinde öngörülerle, fare iliği hücreleri tekrarlanma endikasyonlarının tespiti için araştırıldı. Bu çalışma parçalanmış fare iliği görüntüsünden hücrelerin tespiti için C-ortalama bulanık kümelenme metodunu kullanır. Görüntü işlemede, kırmızı hücreler, lökositler, megakaryosit ve stoplazma diğer renkler ile ayırt edilemez, RGB kombinasyonu görüntüyü 8 sektöre ayırmada kullanılır, bu sayede araştırma alanı bu sektörlerle eşleştirilebilir. Gri değer dağılımı ve doku modelleri üyelik işlevini oluşturmada kullanılır. Yüksek çözünürlükte resimlerin kombinasyonu kullanılarak daha iyi tanıma oranı sağlanabilir. Yüksekten düşük çözünürlükte resimlere, yeniden konumlandırma sistemi lösemnin değerlendirme sistemi için gereklidir. Bu projeye ilgili daha önceki çalışmalar piksel dağılımının kullanımının kabulünü içerir ve olasılık veri işleme ve ön-işlemede arka planı oluşturur. Ebat, piksel dağılımı, gri tonlama modeline dayanan sınırlamalar bağımsız hücrelerin başarılı şekilde sayımında kullanılır. Testler bu şekil, şablon ve renk bazlı metodun benzer aydınlatma şartları altında uygun sayıma ulaşabileceğini gösterir [22].

Bu çalışmada kan hücrelerinin sayısı için bir görüntü işleme tekniği önerilmektedir. Kan hücresi sayısı daha sonra lösemnin teşhisi için kan hücrelerinin oranının tespitinde kullanılmıştır. Bu amaçla, az sayıda ön-işleme ve son işleme teknikleri kan hücreleri görüntüsüne uygulanmıştır, bunda amaç kan hücrelerinin oranının hesaplanması için daha berrak ve daha temiz bir görüntünün sağlanmasıdır. Sonuçlar önerilen görüntü işleme tekniklerini kullanarak hesaplanan kan hücrelerinin sayısının, lösemnin tespitinde normal ve anormal kan hücresi görüntüsü arasında farkı tespit edebildiğini gösterir [23].

Biyo-kimyasal testler, immün fenotipleme, moleküler probe vs. işlemleri rutin muayeneler için pahalı kalmaktadır. Bu nedenle mikroskopik görüntü analizi

hematolojik rahatsızlıklar için etkileyici bir otomatik teşhis aracı olarak işlev görmektedir (mesela lösemi, sıtma, psöriyazis, AIDS vs.) Akut Lenfoblastik Lösemi (ALL) kanda ciddi bir hematolojik düzensizliktir ve hızlı bir iyileşme sağlamak için erken teşhis gereklidir. Bu çalışma Akut Lenfoblastik Lösemnin tespitine karşılaştırmalı bir yaklaşım getirmektedir, tespit WBC çekirdek görüntü segmentasyonu ve morfolojik analize bağlıdır. Renk bazlı kümelenme çeşitli kan bileşenlerinin ayrıştırılmasında ve beyaz kan hücresinin çekirdeğinin temininde kullanılır. Diğer fraktal geometri, kontur imzası ve doku bazlı teknikler, çekirdek özelliğinin çıkartılması için kullanılır ve bu Destek Vektör Makinesinin (DVM) kullanımı ile otomatik lösemi tespitini sağlar. Önerilen yaklaşım toplanan kan-mikroskopik görüntüleri ile doğrulanır ve tatmin edici sonuçlar alınmıştır [24].

Hastalığın erken teşhisi hastaların iyileştirilmesinde büyük önem taşır, bu, özellikle lösemi gibi hızlı yayılan hastalıklarla ilgili olarak geçerlidir. Lösemi kan hücrelerini oluşturan hücrelerde başlayan bir kan kanseri türüdür. Özellikle bu görüntü analizi çerçevesi periferik kan-mikroskop görüntüleri ile Akut lenfoblastik lösemnin tespitinde otomatik morfolojik metodun etkinliğini gösterir. Önerilen sistem öncelikle beyaz kan hücrelerinin görüntüsünü diğer kan hücrelerinden ayırt eder, sonra lenfosit hücrelerini seçer (akut lösemiyle ilgili olanlar) ve son olarak da lösemnin varlığını sınıflandırır. Bu işlem için Otsu'nun global eşik metodu histogram şekil bazlı görüntü eşiklerinin uygulanması için kullanılır veya gri seviyede bir görüntünün ikili bir görüntüye indirgenmesini ele alabiliriz. Bu çalışmada, otomasyonlu bir sistemin tasarımı ile beyaz kan hücresi sayımının düşük maliyetle yapılabileceği, problem için alternatif bir çözüm sağlamak amacıyla enfeksiyon sürecinin otomatik çıkarımı için bir görüntü analizi çerçevesi önerilmiştir. Deneysel sonuçlar standart veri kümesi ile elde edilen manuel sonuçlarla kıyaslanır. Önerilen metod daha güvenilir ve hesaplamada maliyeti daha düşüktür. Sunulan çerçevenin adil bir karşılaştırmalı yaklaşımda bu önemli çalışma alanında yeni çalışmalara vesile olacağı umulmaktadır. Deneysel sonuçlar standart veri kümesiyle elde edilen manuel sonuçlarla kıyaslanır ve bunlar teklif edilen metodun etkinliğini gösterir. Performans analizi yapılmıştır ve kan örneklerinin mikroskopik örneklerinde bulunan lenfositlerin çekirdeğinin daireselliği, çevresi ve alanının hesaplanmasında elde edilen doğruluk ve hassasiyet oranı %93.6364'e ulaşır [25].

Lösemi her yaştan (çocuklar olsun, 50 yaşın üzerindeki yetişkinler olsun) insanları etkileyebilen kötü huylu bir hastalıktır (kanser). Günümüzde lösemi hastaları için tarama sistemi kuralları mevcuttur. Tarama hastanın kan numunesine bakmayı kapsar ve beyaz kan hücrelerinin anormal seviyesi belirlenebilir, bunlar ileri bir teşhis aşaması için lösemiye öngörebilir. Bu nedenle, tıp profesyonelleri lösemnin teşhisinde tıbbi görüntüleri kullanırlar. Ancak, kan-lösemi görüntüleri üzerinde bulanık ve istenmeyen gürültünün olumsuz etkileri mevcuttur ve bunlar bazen hatalı teşhise neden olabilir. Bu nedenle, bu sorunun giderilmesinde görüntü iyileştirme gibi görüntünün ön-işleme sistemleri gereklidir. Bu çalışma lokal kontrast germe, global kontrast germe, kısmi kontrast germe, parlak ve karanlık germe olmak üzere çeşitli kontrast iyileştirme tekniğini önermektedir. Tüm bu teknikler lösemi görüntüleri üzerinde uygulanır. Teklif edilen tüm görüntü iyileştirme tekniklerinin karşılaştırılması akut lösemi görüntülerinin iyileştirilmesinde en iyi tekniğin bulunması için yapılmıştır. Sonuçlar kısmi kontrast germenin görüntü kalitesinin iyileştirilmesine yardımcı olan en iyi teknik olduğunu göstermektedir [26].

İyileştirilmiş medikal görüntüleri bir cerrah teşhis ve yorumda yardım etmesi için ister, çünkü genelde tıbbi görüntüler gürültü ve diğer veri toplama cihazlarından, aydınlatma şartlarından vs. olumsuz etkilenir. Ayrıca tıbbi görüntü iyileştirme hedefleri genelde düşük kontrast ve tıbbi görüntünün yüksek gürültü seviyesi problemlerini çözmeyi hedefler [18].

Bu çalışma farklı hücre tiplerini uygun şekilde karakterize eden özellikleri oluşturmak için genç öncü Lösemi hücrelerinin ön-işleme metotlarını sunmaktadır. Çözülen problemler şunları kapsar: kemik iliği segmentasyonu, tek tek hücrelerin seçilmesi ve hücrelerin istatistikî ve geometrik analizine göre özelliklerin çıkarılması. Bu özellikler sınıflandırıcı olarak kullanılan destek vektör makinasına (SVM) uygulanan girdi sinyalleri olarak kullanılır. Bu çalışma, lösemi hücrelerinin tanınması ve sınıflandırılması için bir görüntü işleme yaklaşımı sunmuştur. Bu yaklaşım kapsamındaki noktalar şunlardır: görüntünün yeniden işlemeye tabi tutulması, kemik iliği görüntüsünün segmentasyonu, hücrenin farklı özelliklerinin çıkarılması, hücrelerin enfekte olup olmamalarına göre nihai tanınması ve sınıflandırılması için destek vektör makinesinin uygulanması [27].

Bu çalışma akut lösemi kan numunelerinde yapay nöral ağı kullanımı ile blastların sınıflandırılmasına dair bir çalışmayı sunmaktadır. Akut lösemi kan

görüntülerinden altı morfolojik özellik çıkarılmıştır ve bunlar sınıflandırma amacıyla nöral ağ için kullanılabilir. Hibrid Çok katmanlı Geriye Yayılma Algoritması/Hibrid Multilayer Perceptron (HMLP) nöral ağı sınıflandırma işleminin yapılması için kullanılmıştır. Sonuç, Hibrid Çokkatmanlı Geri Yayılma (HMLP) nöral ağının değiştirilmiş RPE (MRPE) eğitim algoritmasını akut lösemi kan örneklerinden patlamaları (blast) sınıflandırmak ve ayırt etmek için kullanan olumlu yetkinliklerini gösterir [28].

Akut lenfoblastik lösemnin semptomlarının hastalarda erken teşhisi iyileşme olasılığını çok ciddi şekilde arttırabilir. Bugünlerde lösemi hastalığı otomatik testlerle tespit edilebilir, bunlara örnek olarak kan/kemik iliği mikroskop görüntülerini izleyen deneyimli gözlemcilerin yaptığı Sitogenetik ve immün fenotipleme ve morfolojik hücre sınıflandırması verilebilir. Bu metodlar büyük izleme programlarına dahil değildir ve sadece tipik semptomlar normal kan analizinde ortaya çıkınca görülürler. Sitogenetik ve immün fenotipleme teşhis metodları günümüzde kan hücresi gözlem metodundaki hatasızlıkları nedeniyle tercih edilmektedir ki bu yöntem de istenmeyen bazı olumsuzlukları getirebilmektedir: yavaşlık ve standardize olmayan bir doğruluk sağlama gibi özellikleri mevcuttur çünkü operatörün yetkinliklerine ve yorgun olup olmamasına çokça bağlıdır. Buna karşılık, morfolojik analiz sadece bir görüntüye ihtiyaç duyar -bir kan numunesine ihtiyaç duymamaktadır-ve bu nedenle düşük maliyetli ve uzaktan teşhis sistemleri için uygundur. Sunulan belge periferik kan mikroskobu görüntüleri ile Akut lenfoblastik lösemiye tespit etmek için otomatik morfolojik metodun etkinliğini gösterir. Önerilen sistem öncelikle diğer kan hücrelerinden lökositleri kan görüntüsünden ayırt eder, daha sonra da lenfosit hücrelerini seçer (akut lösemiyle alakalı olanları), bu hücrelerden morfolojik endeksleri değerlendirir ve son olarak da lösemnin varlığını sınıflandırır [29].

Mikroarray görüntülerden gelen verileri analiz etmek için otomatik bir sistem önerilmiştir [30]. Bu Sistemde, görüntü işleme, veri madenciliği ve hastalık evrelerinin tespitini yapmaktadır. Görüntü işleme aşaması gridleme ve görüntüdeki ham verileri çıkarma işlemlerini içerir. Bilgilendirici genler olarak küçük gen kümesi çıkarılır ve incelenir. Kanserli hücre, varsa, elde edilen verileri kullanarak tanınır.

Akut lösemi hücrelerinin saptanması için sağlam bir rekabetçi elektrokimyasal ve kolorimetrik sitosensiyon platformu geliştirildi [31]. Çift modlu algılama stratejisi, ~ 4 hücre kadar düşük bir tespit limitine ve mL başına 102 ila 107 hücreye kadar geniş

bir doğrusal yanıt aralığında çok duyarlı akut lösemi sitosensing sağlar. Bu elektrokimyasal ve kolorimetrik sitosentifikasyon yaklaşımı insan akut lösemisinin erken teşhisi için yeni bir bakım noktası teşhis aracı olarak büyük bir vaatte bulunuyor. Bu sitosensing platformu, diğer kanser hücrelerinin çoğul sitosensiyonu için kolayca genişletilebilir.

Patel ve ark., lösemi tespitinin otomatik yaklaşımı önerilmektedir [32]. Manuel bir lösemi bulma yönteminde, uzmanlar mikroskopik görüntüleri kontrol eder. Bu, kişinin becerisine bağlı ve standart bir doğruluğa sahip olmayan, uzun ve zaman alan bir süreçtir. Otomatik Lösemi tespit sistemi mikroskopik görüntüyü analiz eder ve bu dezavantajların üstesinden gelir. Görüntülerin gerekli bölümlerini çıkarır ve bazı filtreleme teknikleri uygular. K-ortalama kümeleme yaklaşımı, beyaz kan hücreleri algılaması için kullanılır.

Ozcift ve ark., lenfoblast hücrelerini birçok hücre içeren bir mikroskop görüntüsünden lokalize etmek ve izole etmek için renk özelliklerini morfolojik yeniden yapılandırma ile bütünleştiren yeni bir yöntem sunmaktadır [33]. Lokalizasyon ve bölütleme, birkaç sayısal görüntü işleme tekniğinin entegrasyonundan oluşan önerilen bir yöntem kullanılarak gerçekleştirilmektedir. 180 mikroskopik kan görüntüleri test edildi ve önerilen çerçeve lenfoblast hücrelerinin lokalizasyonu için %100 doğruluk elde etmeyi ve bunu görüntü sahnesinden ayırmayı başardı. Elde edilen sonuçlar, önerilen yöntemin lenfoblast hücreleri lokalizasyonu ve segmentasyonu amacıyla ve daha sonra lösemi tanısına yardımcı olmak için güvenle kullanılabilceğini göstermektedir.

Lim ve ark., kemik iliği akut lösemi hücrelerinin normal, akut promiyelositik lösemi alt tipi (M3) ve diğer akut lösemi alt tiplerine ayrılması üzerine odaklanmaktadır [34]. Görüntüler görüntü zenginleştirme, medyan filtreleme ve öznitelik çıkarımı gibi bir dizi dijital görüntü işleme tekniği ile gerçekleştirilir. On üç özellik, hücrelerin renk ve geometrik temelli özellikleri de dahil olmak üzere tüm imge üzerinde çıkarılır. Levenberg Marquardt eğitim algoritması ile eğitilmiş çok katmanlı Perceptron sinir ağı sınıflandırma amacıyla kullanılır. Sınıflandırma performansları, standart ve hiyerarşik MLP ağı arasındaki doğruluk oranı karşılaştırılarak değerlendirilir. Sonuçlar, hiyerarşik ağların standart ağın doğruluğundan daha iyi egzersiz veri üzerinde %100 ve veri testi üzerinde %97.55 ortalama bir doğruluk ile

başardığını göstermektedir. Sonuçlar aynı zamanda renk özelliklerinin iyi sınıflandırma performansı elde etmede önemli bir rol oynadığını göstermektedir.

Yakalanan görüntülerin dinamik aralığını artırarak sorunu çözmek için Yüksek Dinamik Aralık (HDR) görüntüleme tekniği araştırılmıştır [35]. Bu yazı, blast hücrelerinin morfolojik özelliklerini arttırmak için kontrast germe tekniği kullanarak bir HDR işleme tekniği sunmaktadır. Kısmi kontrast germe tekniği, HDR imajını oluşturmak için kullanılmıştır. Sonuçlar, önerilen yöntemin akut lösemi slayt görüntülerindeki blast hücrelerinin genel kontrast ve morfolojik özelliklerini geliştirdiğini gösterdi.

Prathibha ve ark., genetik temelli bir özellik seçimi önerdik. Genetik algoritma (GA), doğal seleksiyon işlemini taklit eden bir arama buluşsal yöntemidir [36]. Bu sezgisel rutin olarak, optimizasyon ve arama problemlerine faydalı çözümler üretmek için kullanılır. Kümeleme, bir grup nesnenin aynı grubundaki nesnelere diğer gruptaki nesnelere daha birbirine benzeyecek şekilde gruplandırılması görevidir. Arı Koloni optimizasyonu (AKO) algoritması, nüfusa dayalı bir arama algoritmasıdır. Bal arısı kolonilerinin yiyecek yeme davranışını taklit eder. Temel versiyonunda, algoritma küresel arama ile kombine edilmiş bir çeşit mahalle araştırması yapar ve hem kombinasyonel optimizasyon hem de sürekli optimizasyon için kullanılabilir. Bu yazıda, özellik seçimi yaklaşımı BCO ile genetik kümeleme, Leukemia kanseri veri setlerine başarıyla uygulanmıştır. Özellik seçimi yaklaşımı, özellik sayısını %80 azaltıyordu. Önemli gen / SNP seti için doğruluk ve özgüllük sırasıyla %70 ve %82'dir. Bilgi kalitesi artarken özellik sayısı önemli ölçüde azaltıldı.

Ahasan ve ark. lösemi ve normal koşullarda lekeli periferik kan filminin mikroskopik görüntülerinden WBC çekirdeğini kesmek için bir algoritma önermiştir [37]. Önerilen algoritma, renk uzayı dönüşümü, renk eşikleme, filtreleme, işaretleyici kontrollü havza ve farklı morfolojik işlemler gibi farklı adımları içerir. Elde edilen sonucun doğruluğu %88.57'dir.

Epidemiyolojik çalışmalar, elektrik hatlarının yakınında yaşayan ve nispeten yüksek manyetik alanlara maruz kalan ($> 0,3 \mu\text{T} @ 60 \text{ Hz}$) çocuklarda lösemi riskini artırdığını tespit etmiştir. Guadalajara Üniversitesi (Pediatric National Social Security Medical Center, Hospital Civil de Guadalajara) tarafından yürütülen bu çalışma, Guadalajara metropolitan bölgesinde (2015) altı belediyede lösemiden mustarip 177 çocuğun coğrafi ve zamansal dağılımını göstermektedir. 2012 ve 2015 yılları arasında

2 hastaneden alınmış ALL ve AML vakaları (n = 177) içeren bu vaka kontrol çalışması yapılmıştır. Cinsiyet, yaş ve doğum şehri ile eşleşen kontroller (n = 430) 6 belediyeden Guadalaajara doğum kaydı. Son derece düşük frekanslı manyetik alanlara maruz kalma, evlerin içindeki ölçümlere dayanıyordu. Kanseri vakaları uluslararası kabul görmüş bir morfolojiye göre gruplandırılmıştır. Bulgular: Sonuçlar, lösemi (akut lenfoblastik lösemi) LLA ve lösemi AML (akut miyeloid lösemi) için 12 vaka / 100.000 sakini göstermektedir. Bu sonuçlar uluslararası referansların dışında idi. Değerler genellikle 3-5 vaka / 100.000'dir. Yüksek gerilim şebekesi ile olan ilişki, 0,35 µT'lik evlerde şebeke dağıtımının dağıtım yolu boyunca durumların %40'ını göstermektedir. Çoğu çocukluk lösemisinin etyolojisi bilinmemekle birlikte, olağandışı hastalığa yakalanma oranı ve yüksek voltaj dağıtım ağı arasındaki mekansal hastalık kümelenmesi arasında anlamlı bir ilişki vardır. Literatürdeki çalışmalar, diğer malign hastalıklara kıyasla çocuklarda nispeten büyük insidans, kümelenme eğilimi ve lokal olarak yükselmiş lösemi insidansı üzerine halkın endişesi nedeniyle çocukluk lösemisine odaklanmıştır [38].

Bu çalışmada [39], tek hücreli mülkleri araştırmak için, özellikle optik cımbız (OT) ve dielektroforez (DEP) gibi mühendislik araçlarını kullanarak, stromal hücreler üzerindeki lösemi hücrelerinin yapılaşma özelliğine AMD3100'in etkisini araştırıyoruz. AMD3100, sadece CXCR4 / SDF-1α sinyal yolunu inhibe etmekte kalmaz aynı zamanda lösemi hücrelerinde CXCR4 ve VLA4'ün gen ifadesini de azaltır. İlaç da lösemi hücrelerini yumuşatır. Bu çalışma, ilaç tedavisi altındaki hücre davranışını araştırmak için yeni bir yol sağlar. Birleştirilmiş mühendislik araçlarının kullanımı, lösemi tedavisi için ilaç keşfi ve değerlendirilmesine fayda sağlayacaktır.

2.3 Verilerin Toplanması

Özellikle segmentasyon ve görüntü sınıflandırması için algoritmaların değerlendirilmesi ve karşılaştırılması amacıyla tasarlanmış olan kan örneklerinin mikroskopik görüntüsünün yeni bir halka açık ve ücretsiz veri seti [2]'da önerilmiştir. Bu girişim, tedavi edilmediği takdirde birkaç hafta içinde ölümlerle sonuçlanabilen, 2-5 yaşlarında zirveye çıkan, çocukluk çağında en sık görülen ciddi bir kan patolojisi, Akut Lenfoblastik Lösemi (ALL), üzerine odaklanmıştır.

Veri setindeki her görüntü için ALL lenfoblastların sınıflandırılması / pozisyonu uzman onkologlar tarafından sağlanır. Ayrıca, farklı algoritmaları önerilen veri kümesiyle tam olarak karşılaştırmak için işlenecek belirli özellik seti öneririz.

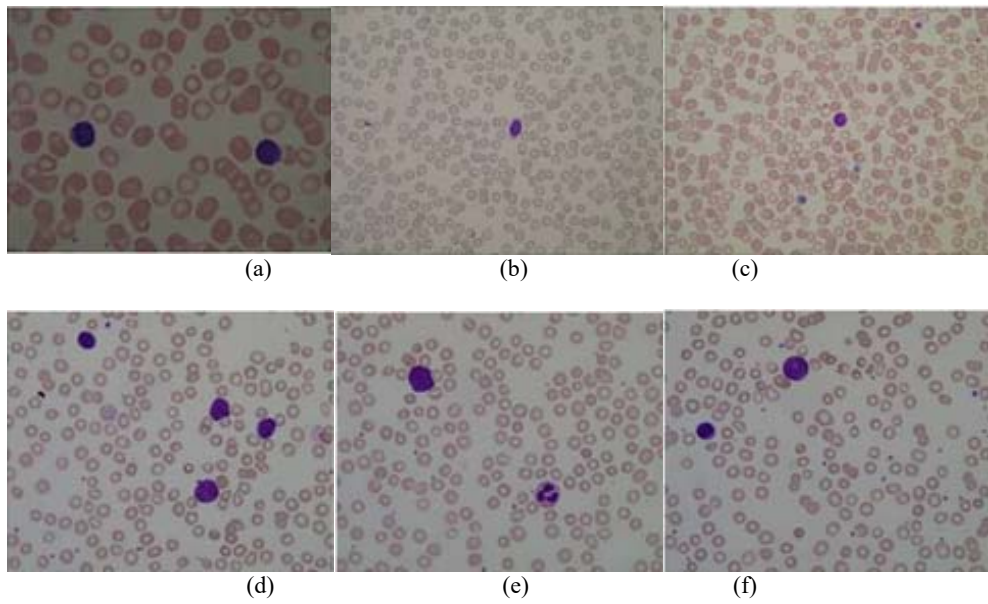
Bu girişimin, bu önemli araştırma alanındaki yeni çalışmaları teşvik etmeyi amaçlayan görüntü işleme ve model eşleştirme topluluğuna yeni bir test aracı sunabileceğini umuyoruz.

2.3.1 Veri setleri

Veri setinin görüntüleri bir Canon PowerShot G5 kamera ile birleştirilmiş optik bir laboratuvar mikroskopu ile çekim alanına alınmıştır. Tüm görüntüler 24 bit renk derinliği, 2592×1944 çözünürlük olan JPG formatındadır.

2.3.2 ALL_IDB1 Veri Seti

ALL_IDB1 sürüm 1.0 hem algoritmaların segmentasyon yeteneğini test etmek için hem de sınıflandırma sistemleri ve görüntü ön işleme yöntemlerini test etmek için kullanılabilir. Bu veri seti 108 görüntüden oluşmaktadır. Bu lenfositler uzman onkologlar tarafından etiketlenen yaklaşık 39000 kan elemanı içerir. Görüntüler 300 ila 500 arasında değişen farklı mikroskop büyütme ile alınır.



Şekil 2.2: ALL-IDB1 içeren görüntü örnekleri [2]

Yukarıdaki şekilde gösterildiği gibi (a), (b) ve (c) ALL olmayan hastalardan (sağlıklı hücreler), ve (d), (e) ve (f) ALL hastalardan muhtemel lenfoblastlar içermektedir.

Huang and Lai [40], Di Cataldo ve ark. [41], Krishnan ve ark. [42], Caicedo, ve ark. [43] Destek vektör makinesi kullanarak %92.8, %91.77, % 88.38 ve % 92 elde ettiler. Yapay sinir ağları ve DVM birlikte [44]'te kullanıldı ve %90 sonuç elde edildi. Bu makalede Digitized histology images very tabanı kullanıldı. Mookiah ve ark. [45] lösemi hastalıkları için Hata yayılımı sinir ağı (BPNN) kullandı ve %96.43 sonuç elde etti. En yakın komşuluk yöntemi KNN, Sinha ve Ramkrishan [46] ve Rajesh Kumar [47] taraflarından yapıldı ve elde edilen sonuç %70.6 ve %92.19 kaydedildi. LDA yöntemi 2011 yılında Krishnan ve ark. tarafından [42] yapıldı ve % 82 sonuç elde edildi. Mohapatra ve ark. [48] bulanık mantığını kullandılar ve %93.00 sonuç elde ettiler. Mohapatra ve ark. [49] topluluk sınıflandırıcı sistemi, Neoh ve ark. [50] akıllı karar destek sistemi, Putzu ve ark. [51] Lökosit sınıflaması, Rawat ve ark. [52] Bilgisayar destekli teşhis sistemi uyguladılar. Karşılaştırmalar Tablo 2.1'de gösterilmektedir.

Tablo 2.1: yöntemlerin karşılaştırılması ve sonuçları

Yazarlar	Metot	Doğruluk	Veriseti
Huang ve Lai (2010) [40]	Destek Vektör Makinesi (DVM)	%92.8	1000×1000, 4000×3000, and 275×275 HCC biopsy images
Di Cataldo ve ark. (2010) [41]	Destek Vektör Makinesi (DVM)	%91.77	Digitized histology lung cancer IHC tissue images
He ve ark. (2008) [44]	Yapay Sinir Ağı (YSA) ve (DVM)	%90	Digitized histology images
Mookiah ve ark. (2011) [45]	Hata yayılımı sinir ağı (BPNN)	%96.43	83 normal and 29 OSF images
Krishnan ve ark. (2011) [42]	LDA	%82	Normal-83 OSFWD-29
Krishnan ve ark. (2011) [42]	Destek Vektör Makinesi (DVM)	%88.38	Histology images Normal-90 OSFWD-42 OSFD-26
Caicedo, ve ark. (2009) [43]	Destek Vektör Makinesi (DVM)	%92	2828 histology images

Tablo 2.1 (Devam): yöntemlerin karşılaştırılması ve sonuçları

Yazarlar	Metot	Doğruluk	Veriseti
Sinha and Ramkrishan (2003) [46]	KNN	%70.6	Blood cells histology Images
Rajesh Kumar (2015) [47]	KNN	%92.19	2828 histology images
Mohapatra ve ark. (2011) [48]	Bulanık tabanlı kan görüntüsü segmentasyonu	%93.00	Wisconsin
Mohapatra ve ark. (2014) [49]	topluluk sınıflandırıcı sistemi	%94.73	Wisconsin
Neoh ve ark. (2015) [50]	akıllı karar destek sistemi	%96.72	ALL-IDB2
Putzu ve ark. (2014) [51]	Lökosit sınıflaması	%93.63	ALL-IDB
Rawat ve ark. (2015) [52]	Bilgisayar destekli teşhis sistemi	%89.80	ALL-IDB1 ve ALL-IDB2

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

YÖNTEM

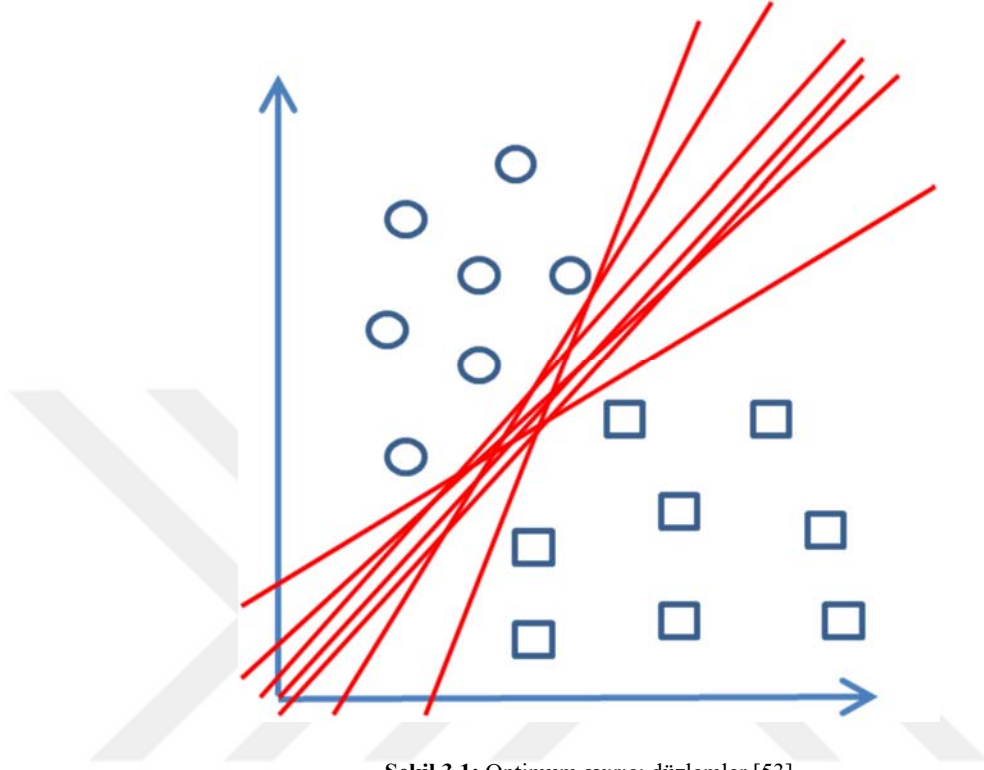
3.1 Araştırmanın Yöntemi

Lösemili hücrelerin sağlıklı hücrelerden ayrılması için görüntü sıkıştırma yöntemlerinde sıklıkla tercih edilen, bunun dışında yine görüntüde cismin bulunması, tanınması gibi çeşitli görüntü işleme uygulamalarında da etkin olarak kullanılan LBP ve HOG yöntemi kullanılmıştır. Ardından gri seviye eş oluşum matrisleri kullanılarak öznitelik çıkarım işlemleri istatistiksel temellere dayandırılarak gerçekleştirilmiştir. ALL hücreleri ile sağlıklı hücrelerin ayırt edilmesinde Destek Vektör Makinesi yöntemi kullanılmıştır. Bu sınıflandırmanın ardından tasarlanan algoritmanın performans analiz sonuçları grafiklerde ve ekler halinde sunulmuştur.

3.2 Destek Vektör Makineleri

Optimizasyona dayalı sınıflandırma teknikleri arasında yer alan Destek Vektör Makinesi (DVM), veri madenciliği sınıflandırma problemlerinde kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem sınıflandırmayı doğrusal veya doğrusal olmayan bir fonksiyon yardımıyla yerine getirir. Destek vektör makinesi yöntemi, veriyi birbirinden ayırmak için en uygun fonksiyonun tahmin edilmesi esasına dayanmaktadır. Daha çok makine öğrenmesi yöntemleri arasında yer alan bu yöntem günümüzde veri madenciliği alanında da tercih edilmeye başlanmıştır. Destek Vektör Makineleri öğrenme, sınıflandırma, kümeleme, yoğunluk tahmini ve son olarak da verilerden regresyon kuralları üretmek için kullanılan bir eğitim algoritmasıdır. DVM'nin teorik temelleri ilk olarak V.Vapnik tarafından 1960'lı yıllarda atıldıktan sonra ilk olarak 1995 yılında sınıflandırmada kullanılmıştır [20]. Vapnik'in teorisi eğitim kümelerindeki hata ile VC (Vapnik-Chervonenkis) boyutuna göre ifade edilen hipotez uzayının karmaşıklığının her ikisini de küçükleyen çözümün bulunduğunu göstermektedir [20]. Bu sınıflar

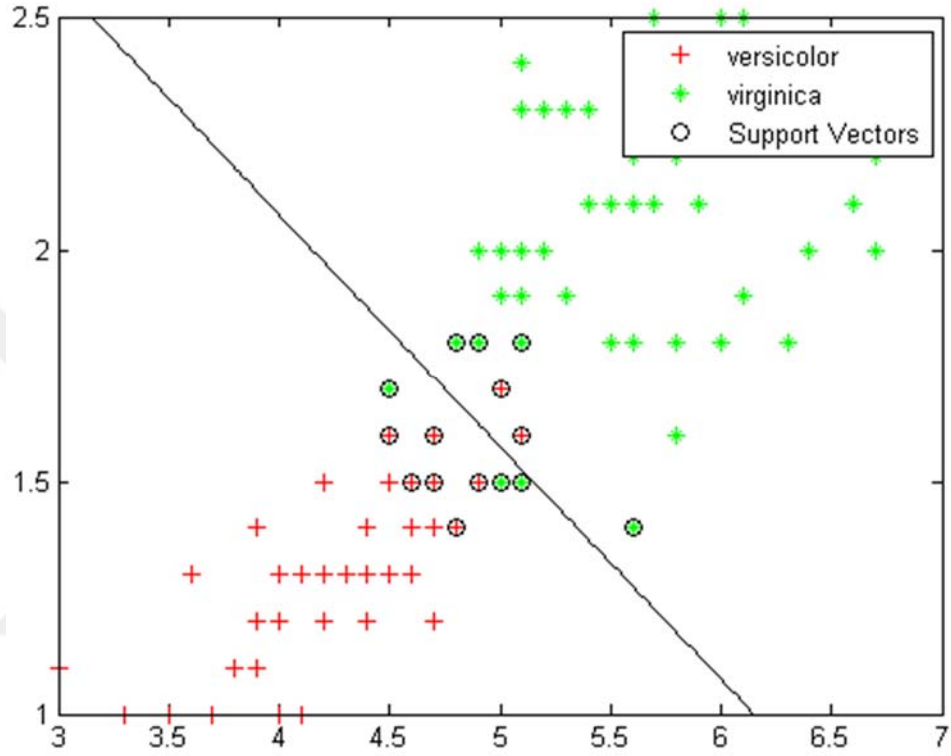
arasında birçok doğrunun çizilebilme ihtimali vardır. Hata toleransını en düşük hale getirmek için çizilebilecek doğrular arasında her iki sınıfa en uzak olacak şekilde çizilen doğru bulunmalıdır (Şekil 3.1).



Şekil 3.1: Optimum ayırıcı düzlemler [53]

Destek Vektör Makineleri ile sınıflandırma mantığının temeli her iki sınıfın uç noktalarında bulunan ve eğitim örneklerinin arasından seçilen destek vektörlerdir. Ayrıca düzlemin optimum olmasıyla genelleme yeteneği de maksimum düzeyde olacaktır. Fakat bu verileri iki sınıfa ayıracak çok fazla sayıda ayırıcı düzlem bulunmaktadır. Öncelikle bu ayırıcı düzlem sayısı sınıflar arası mesafe ölçüsüyle sınıf genişliği çarpımı 1 alınarak sınıflandırılmıştır. Daha sonra bu ayırıcı düzlemler arasında optimum olanının bulunması gerekmektedir. Optimum ayırıcı düzlem ise, her iki sınıfın en uç verileri arasındaki mesafenin (iki sınıfın destek vektörleri arasındaki mesafe) maksimum olduğu durumu sağlayan ayırıcı düzlemdir. Bu ayırıcı düzlem bahsettiğimiz aralığın tam ortasından geçmelidir [21]. DVM, optimum ayırıcı düzlemi bulunurken önce optimizasyon problemini formüleştirebilir sonra ikinci dereceli programlama adı verilen metotları kullanarak çözmektedir. DVM öğrenme metodu teorik olarak VC boyutu ve yapısal risk minimizasyonu (SRM) prensiplerine uygun olarak tasarlanmıştır.

Şekil 3.2’de “Fisher iris” örneği gösterilmektedir. Bu şekilde taçyapağı uzunluğu ve genişliği ölçümlerine göre, “Versicolor” ve “Virginica” türleri üzerinde Fisher iris verilerini ayıran bir çizgi bulunmaktadır. Bu türler, satır 51 ve veri kümesi daha yüksek olduğunu ve taç yaprağı uzunluk ve genişlik, üçüncü ve dördüncü sütunlar bulunmaktadır.



Şekil 3.2: Fisher iris üzerinde uygulanan destek vektör makinesi [53]

3.3 Makine Öğrenmesi ve DVM

Sınıflandırma işlemi yapılırken eldeki verilerin bir kısmı eğitime için kalan kısmı ise test için ayrılır. Çünkü eğitime verilerinin sınıflandırıcının doğruluk tahmininde de kullanılması iyimser (gerçek uygulamalara göre daha yüksek olan) sonuçlar elde etmemize sebep olur. Bu verilerin birbirine oranı, sınıflandırma işleminin doğruluk oranını (aynı zamanda hata oranını) doğrudan etkilemektedir. Doğruluk oranını etkileyen bir diğer faktör de verilerin sahip olduğu dağılımdır. Matematiksel olarak DVM, dağılımından bağımsız formül yapısı üzerine kurulmuştur. DVM tekniğinde de önce eğitim verileri alınıp, DVM eğitilerek sınıflandırıcı model oluşturulur. Daha sonra çıkış değerini önceden bildiğimiz test verileri için sistemin hesaplayacağı çıkış

değeri gözlemlenir. Sonra bu iki değer arasındaki farklılık oranına göre DVM'nin sınıflandırma performansı değerlendirilir [21].

3.4 Destek Vektör Makinesi Sınıflandırma Yöntemi Kullanarak Görüntü İşleme Algoritması

Bu çalışmada ALL hücrelerinin tanınması ile ilgili bir görüntü işleme algoritması tasarlanmıştır.

ALL hastalığına sahip hücrelerin sağlıklı hücrelerden ayırt edilmesi için tasarlanan algoritma, 260 hücre görüntüsünden oluşan veri kümesine sırayla uygulanmaktadır.

Sayısal ortama aktarılan hücre görüntüleri ilk önce işlenmektedir, ardından renk skalaları belirlenip uygun olmayan renkler gri skalaya çevrilir. Son olarak işlenen görüntülerin üzerinde özellik çıkarılır. Bu çalışmada LBP, HOG ve önerilen metod uyguladık. Özellik çıkardıktan sonra tüm özellikleri bir vektörde kaydediyoruz. En sonda DVM kullanarak tüm datalar üzerinde ALL ve sağlam dataları sınıflandırıyoruz. Elde edilen son verilere algoritma işlemleri adım adım uygulanmaktadır.

3.5 LBP'ye Dayalı Desen Filtreleme

LBP yerel uzamsal yapıyı betimlemede kullanılan parametrik olmayan bir operatördür. LBP ayırımsama gücü yüksek desen analizi tekniği olarak ilk [4]'te önerildi. LBP bir merkez pikselin komşu piksel değerleri ile arasındaki sıralı ikili karşılaştırmalardan oluşur. LBP operatörü bir imgedeki her pikseli, kendisini çevreleyen 3x3'lük komşuluk bölgesindeki komşu piksellerini merkez piksel değerine göre eşikleyerek etiketler. Eğer komşu pikselin değeri merkez pikselden büyükse veya eşitse komşu piksel 1, küçükse 0 değerini alır. Böylece bir komşuluk bölgesi için 8-bitlik bir LBP kodu oluşturulmuş olur. Bu kodun onluk sistemdeki değeri ise merkez pikseli çevreleyen 3x3'lük bölgedeki yerel yapıyı ifade eder (Şekil 3.3). LBP'nin matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir:

$$LBP(x) = \sum_{i=1}^8 s(G(x_i) - G(x))2^{i-1} \quad (\text{Denklem 3.1})$$

$$s(t) = \begin{cases} 1, & t \geq 0 \\ 0, & t < 0 \end{cases} \quad (\text{Denklem 3.2})$$

Burada x merkez pikselin konumu, x_i i indisli komşu pikselin konumunu ve $G(.)$ piksel yeğlilik değerini ifade etmektedir. Bu yordamı uygulayarak piksel yeğlilik değerleri 0 ile 255 değerleri arasında değişen LBP imgemizi oluşturuyoruz. Her LBP değeri farklı bir örüntüyü ifade etmektedir. LBP imgemizin histogramı ise bir desenin içinde 256 farklı örüntünün her birine ne kadar sıklıkla rastlandığını göstermektedir. LBP'nin farklı gösterimleri de vardır. Örneğin; 2 piksel uzaklık komşuluklu 8-bit ikili gösterim, 2 piksel uzaklık komşuluklu 16-bit ikili gösterim ve 3 piksel uzaklık komşuluklu 24-bit ikili gösterimi gibi. şekil 3.3 piksel uzaklık komşuluklu 8-bit ikili gösterimi ifade etmektedir. 2 piksel uzaklık komşuluklu 8-bit ikili gösteriminde 2 piksel uzaklıktaki gri seviye değerleri tam olarak bir piksel konumunun merkezine düşmezse yeğlilik değeri ara değerlendirme kullanılarak kestirilir.

İdeal durumlarda desen filtrelerinden beklenen, piksel yeğlilik değerleri açısından bağımsız özdeşçe dağılıma sahip tektürel bölgeler oluşturmalarıdır. Fakat uygulamada desen filtreleri tamamen bu duruma uygun sonuçlara ulaşamazlar. Yine de amaç desen filtresi kullanarak, desen bölütleme problemini piksel yeğlilik değeri tabanlı imge bölütleme problemine indirgemektir. Bu amaçla desen yapıları imgeleri desensel yapıdan arındırıp yeğlilik değerleri dağılımları ile birbirinden ayrılabilen bölgelere sahip imgeler oluşturabilmek için bir LBP tabanlı desen filtresi öneriyoruz. Filtremizi bölütlemek istediğimiz bölgeden bir yama alarak eğitiyoruz. Eğitim evremiz aslında bölütlemek istediğimiz bölgeden bir şablon alarak bölgenin desensel yapısı hakkında bilgi edinmekten ibarettir. Eğitim imgemizden LBP uzayında yeni bir imge oluşturmak için 1. ve 2. denklemleri kullanarak x konumu her piksel ve yeğlilik değeri için bir LBP değeri oluşturuyoruz. Daha sonra LBP uzayındaki imgenin histogramını hesaplıyoruz.

Ayrık rastgele değişken olan LBP değerleri 8-bitlik ikili kodların onluk sistemdeki karşılığı olduğu için LBP histogramını sürekli rasgele değişkenlerden oluşmuş bir histogram olarak düşünemeyiz. LBP histogramları sele numaraları ile bir desenin özgün yapısını ifade ederler. Örneğin imge uzayında bir imgenin histogramını oluşturduğumuzda 116. seleye en yakın sele değerleri 115 ve 117'dir. Fakat LBP uzayında 116, $(01110100)_2$ ikili sayısının onluk sistemdeki karşılığı olduğu için yapısal açıdan 116'ya en yakın sele değerleri ikili sistemdeki karşılığından 1 bit farklılık gösteren sayılardır (Ör:117,118,124,244).

LBP uzayındaki her piksel değeri, kendi etrafındaki yapısal özellikleri ifade ettiği için, bu uzayda pencereler kullanarak karşılaştırma yapmamız bize pencereler içindeki her pikselin yapısal özelliklerini hesaba katma olanağı vermektedir. Bundan dolayı piksel değerlerine atadığımız L_1 uzaklık değeri desen yapımız hakkında hesaba kattığımız güçlü bilginin sonucudur. Bu durum desen filtremizi gürbüz bir filtre yapmaktadır. Bununla birlikte pencereleme işlemi filtreleme sırasında bölgelerin sınırlarında yumuşatmaya neden olmaktadır. Pencereleme sırasında bir pencere iki farklı bölge tarafından paylaşıldığında sınırlarda yumuşatma meydana gelmektedir. Yumuşatma desensel yapıdan arınmak için iyi bir etkidir, ancak sınırlarda yumuşatma etkisine neden olmaktadır. Yine de pencereleme işleminin filtremize kattığı gürbüzlük yumuşatma etkisinden çok daha önemli bir unsurdur. Ayrıca yumuşatma etkisinin birçok yaklaşım ile minimize edilmesi mümkündür. Örneğin sınırlarda daha küçük pencere ölçüleri kullanılabilir. Pencere ölçüleri sınırlardaki pencerelerin içindeki tektürelliğe göre küçültülebilir. Pencere ölçüleri içindeki entropi bir tektürellik kriteri olarak alınabilir.

Yerel İkili Örüntü doku yöntem analizi için güçlü yaklaşımdır. İlk defa Ojala ve arkadaşları tarafından 3×3 kare operatörü olarak önerilmiştir. Bu yöntemin çalışması 8-komşu operatörde merkezi piksel ile karşılaştırılır. Eğer 8 komşu piksellerden biri merkezi piksel ile aynı veya büyük olursa 1 ile değiştirilir, aksi halde 0'a eşittir. Sonunda merkezi piksel, ağırlıklı ikili komşu pikselleri toplanmasıyla değiştirilir ve 3×3 pencere sonraki piksele geçiyor. Bu miktarların histogramı elde ederek görünüm doku için bir tanımlayıcı elde edilir. Şekil 3.3'de yerel ikili örüntü modeli operatöre gösterilmiştir.

7	3	5
6	5	1
2	3	8

1	0	1
1		0
0	0	1

1	0	4
128	149	0
0	0	16

Şekil 3.3: yerel ikili örüntü modelin ifadesi

Yukarıdaki resime göre soldaki resim orjinal görüntünün bir kısmıdır ve ortadaki matris piksel değerlerin eş miktarıdır. Sağdaki matris piksellere bağlı ikili değerlerin miktarıdır.

Ve denklem (3.1) her pikselde yerel ikili örüntü model operatöre oluşturan ilişkisini göstermektedir.

$$LBP_{p,r} = \sum_{n=0}^{p-1} s(x_{r,n} - x_{0,0})2^n, \quad s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (\text{Denklem 3.1})$$

S1 işareti belirtiyor g_p ve g_c gri seviyesini komşu ve merkezi pikselde gösteriyor.

Ayrıca 2^p her komşu için gerekli bir faktördür çünkü LBP yöntemi farklı oranlarda doku içeriyor.

3.6 Üniforma Yerel İkili Desen

LBP'nin ilk gelişmesi 2000 yılında tip desen olarak tanıtıldı. Yerel bir ikili model 0-1 2-bit geçiş maksimumdan oluşuyorsa veya Üniforma çağırılır. Örneğin 0000000000 (0 geçiş) örnek alıyor ve 11001001(4 geçiş) sırasıyla üniform ve düzgün olmayan. Komşu (1,8) ve (16,2) kullanarak 90%ve 70%Üniforma olacak. İkili arasında genel desen P bit ile P+2(P-1) monoton model ile içerir. Notasyon $LBP_{p,r}^{u2}$ LBP üniform için kullanılmış ve aşağıda formül ile komşu (P,R) kullanımı gösterilmektedir ve üst yazı üniform modeli gösteriyor.

$$LBP_{p,r}^{u2}(x, y) = \begin{cases} I(LBP_{p,r}(x,y)) & \text{if } \begin{cases} U(LBP_{p,r}) \leq 2 \\ I(z) \in [0, (P-1)P + 2] \end{cases} \\ (p-1)p + 2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{Denklem 3.2})$$

$U(x)$ geçiş sayısını bitler arasında gösteriyor ve aşağıdaki gibi ifade ediliyor.

$$U(LBP_{p,r}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^P |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (\text{Denklem 3.3})$$

Eğer $U(x)$ 2 pikselden küçük olursa şu andaki pikseller gösterge fonksiyonu ile $I(z)$ etiketlenir, aksi halde (P-1) P+2 kendisine atanmış(belirlenmiş). (P-1) P+2 den içeren Gösterge fonksiyonun indeksi has indeks için her üniform da uygulanır.

3.7 HOG Algoritması

Son yıllarda imgedeki piksellerin yönelim (θ) ve büyüklük değerlerinin karakteristiği olarak da adlandırılabilen HOG algoritmasının kullanımı birçok alanda oldukça ilgi görmektedir. HOG kullanımı ilk defa Shashua [54] ve Dalal [55]

tarafından önerilmiştir. Birçok arařtırmacı tarafından oldukça ilgi gören HOG yöntemindeki temel amaç imgeyi bir grup lokal histogramlar olarak tanımlamaktır. Bu gruplar, imgenin lokal bir bölgesindeki gradyanların yönelimlerinde, gradyanların büyüklüklerinin toplandıđı histogramlardır. Bir imgenin HOG deđerlerinin çıkarılması için gerekli olan hesaplamalar řu řekilde gerekleřmektedir. İlk olarak imgenin, yatay ve dikey Sobel filtreleri uygulanarak, I_x ve I_y olmak üzere kenarları belirlenir (Denklem 3.4 ve 3.5). Sobel filtresi uygulanmıř I_x ve I_y imgeleri kullanılarak, gradyan ve bu gradyanların yönelim açılarının hesaplanması için (G ve θ);

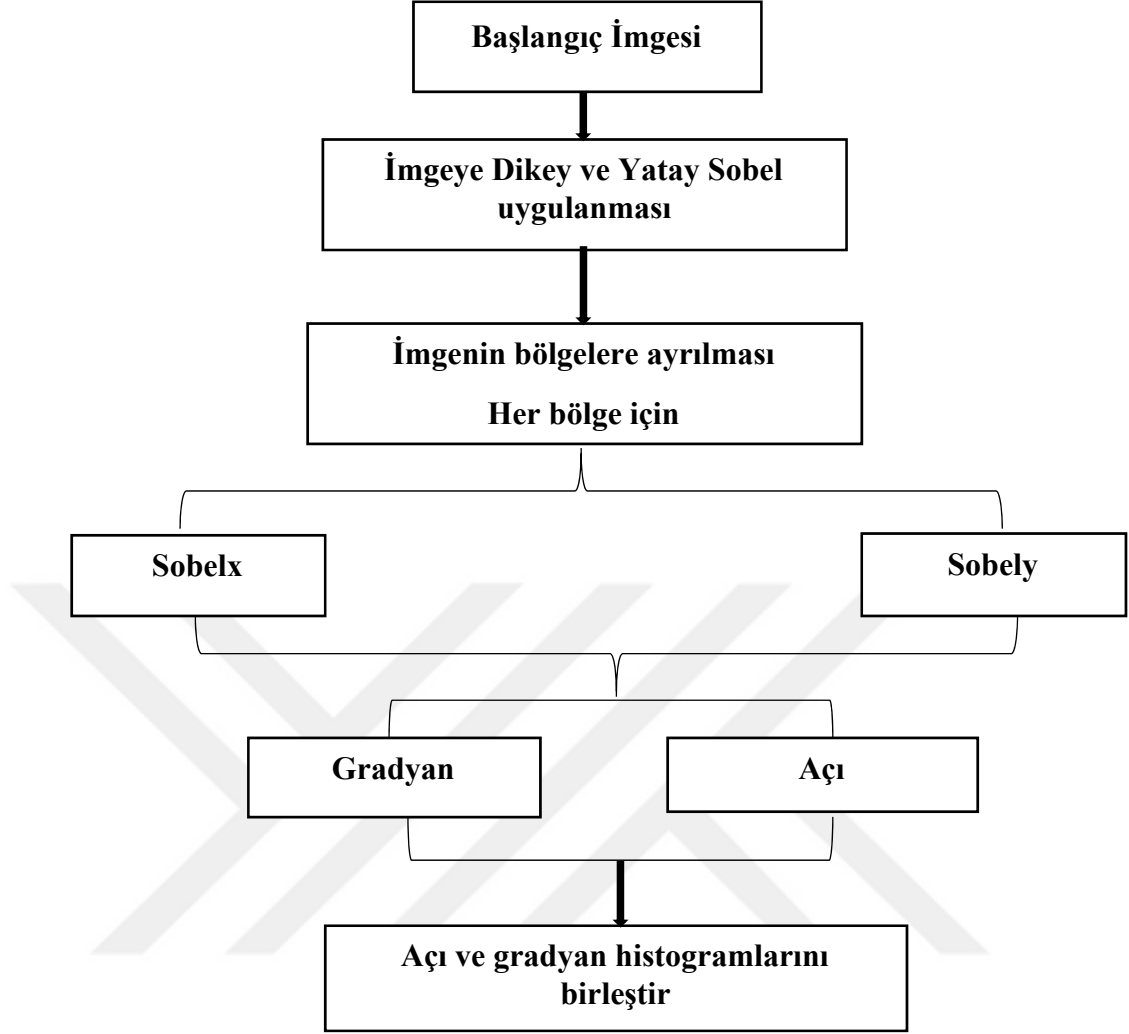
$$I_x = I * S_y \quad (\text{Denklem 3.4})$$

$$I_y = I * S_d \quad (\text{Denklem 3.5})$$

$$|G| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (\text{Denklem 3.6})$$

$$\theta = \arctan \frac{I_x}{I_y} \quad (\text{Denklem 3.7})$$

formüllerini kullanılır. Uyguladıđımız HOG tanımlayıcısında lokal histogram bölgeleri tanımlanmamıřtır. Bunun yerine bütün bir imge tek bir bölge olarak iřleme alınmıřtır. Uygulamamızda kullanılan HOG algoritmasının iřleyiř diyagramı řekil 3.4'de görölmektedir.

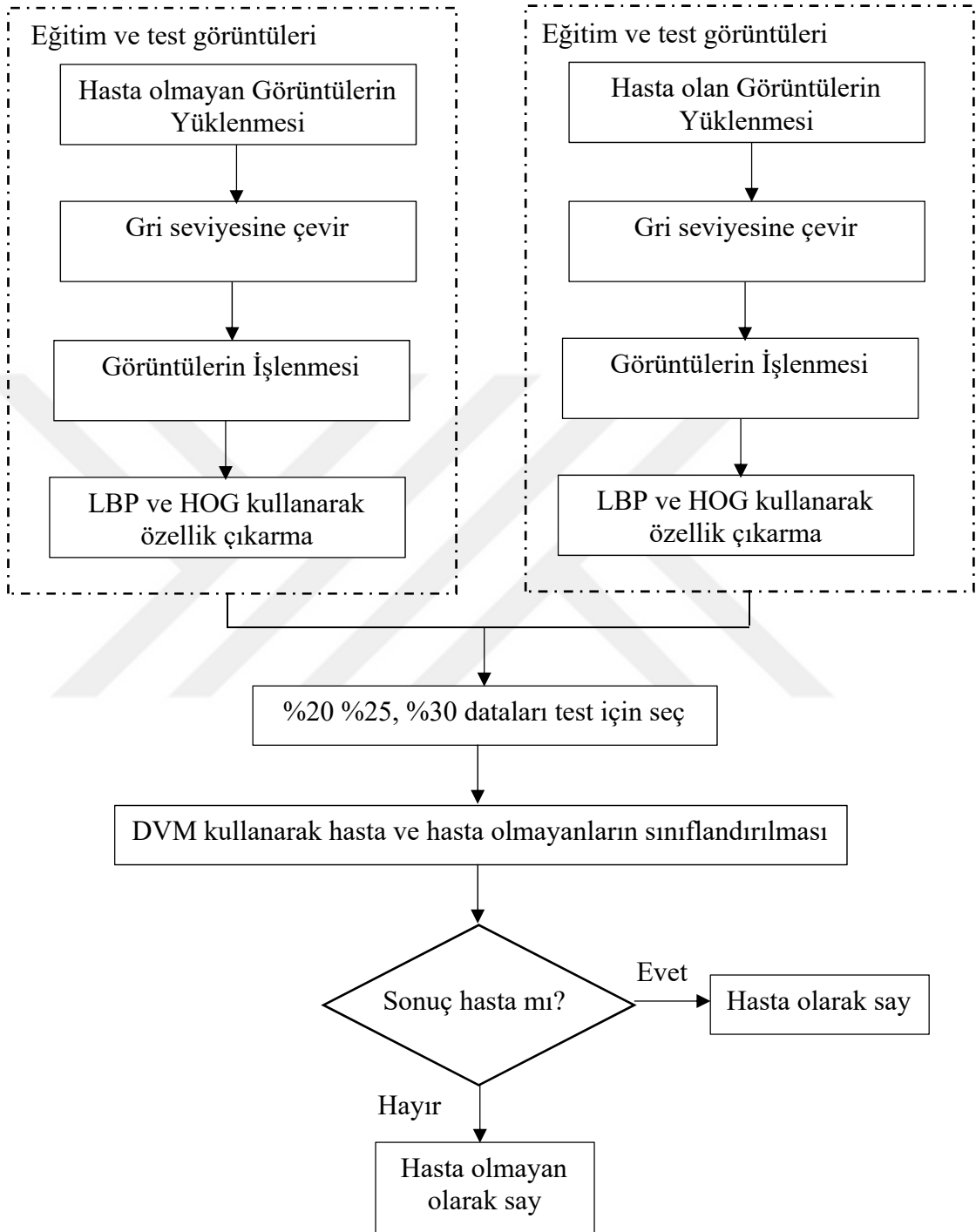


Şekil 3.4: HOG algoritması akış diyagramı [55]

HOG algoritması uygulanırken oluşturulan histogramda piksellerin yönelim açılarının gruplanması ile daha anlaşılabilir sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu gruplama olayı 0-360 aralığında yer alan açısal değerlerin istenilen bir aralığa çekilmesi ile mümkün olmaktadır. Uygulamamızda 12 derecelik 30 aralığa sahip açısal yönelim grupları kullanılmıştır. Çıkarılan HOG tanımlayıcısının değerlendirilmesi kural tabanlı bir sınıflandırma kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Kural tabanlı sınıflandırma ile elde edilen kenar sayıları geometrik şeklin tanımlanmasında kullanılmıştır. Sonraki bölümde arka planı sabit ve homojen bir yapıda olan geometrik şekillerin tanımlanmasına yönelik uygulanan yöntemler ve sonuçlar verilmiştir.

Önerilen algoritmanın akış diyagramı şekil 3.5'te gösterilmektedir. Bu çalışmada kullandığımız veri tabanında iki çeşit data vardır. Birisi hasta (ALL) ve diğeri sağlam. Bu dataları ayrı ayrı okutup ve LBP-HOG özelliklerini çıkarıyoruz.

Akış diyagramında gösterildiği gibi hem hasta verileri için ve hem de sağlam verileri için işlem yapılıyor.



Şekil 3.5: önerilen yöntemin algoritma şeması

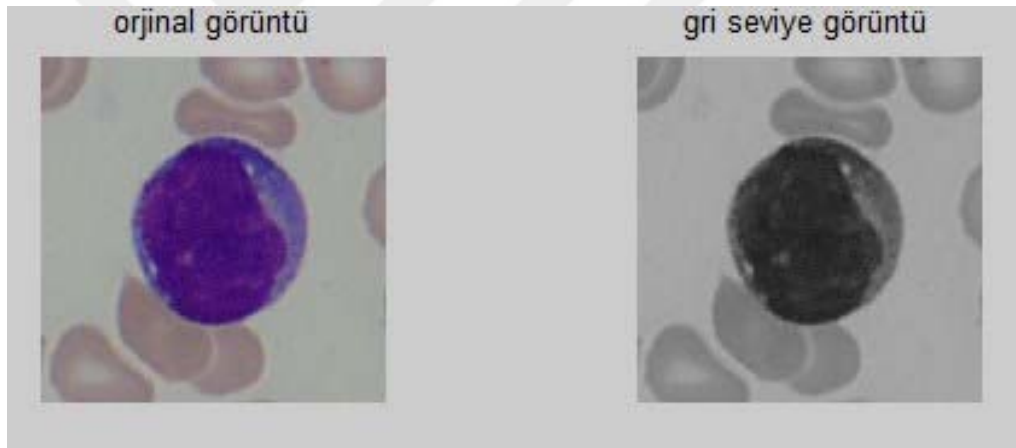
Yukarıdaki akış diyagramına göre iki kısım oluşturuldu. İlk kısımda eğitim dataları sisteme eğitiyoruz ve aslında özellik vektörü oluşturuyoruz. Diğer kısımda test

datalarını okutuyoruz ve okuttuktan sonra özelliklerini bir vektörde kaydediyoruz. Şimdi iki set elimizde var ve bu iki seti karıştırdıktan sonra DVM sistemine eğitim seti olarak eğitiyoruz.

Bu datalarda %20, %25 ve %30 olarak [56] test dataları seçiyoruz ve sistemi test ediyoruz. Sonuçlar 4. Bölümde gösterilmektedir. Bu veri tabanında toplam 260 görüntü bulunmaktadır. İlk aşamada bu veri tabanının yüzde yirmisini test olarak kullanıyoruz. Yani iki yüz on tane görüntüyü eğitim için sisteme veriyoruz ve elli tanesini test olarak sistemi test etmekteyiz.

3.8 Görüntü Renk Skalasının Dönüştürülmesi

Görüntüleri daha iyi okuyabilmek ve sadece iki renk arasında seçim yapabilmek için RGB (Red, Green, Blue)'dan gri seviyeye çevrilmiştir.



Şekil 3.6: Renk skalası değişmiş bir görüntü

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

BULGULAR

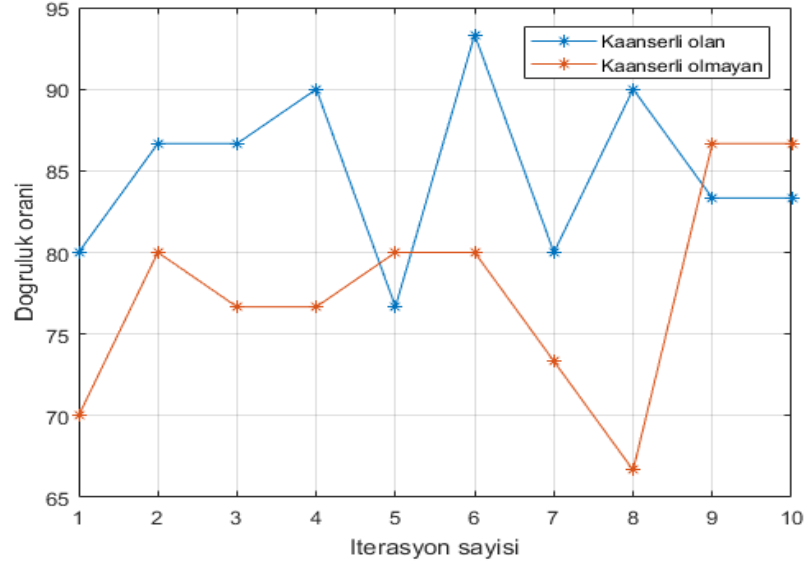
4.1 Sonuçlar

4.1.1 LBP metodu

Yapılan morfolojik ön-işlemlerden sonra Destek Vektör Makinası (DVM) ile görüntü işleme algoritması oluşturulmuş ve farklı test sayısı arasında en etkili olanı seçilmiştir.

Tablo 4.1’de okunan test sayısının’ değerlerinden 1.si, ilk çalıştırdığımızda elde ettiğimiz başarı oranıdır. 2.si LBP uygulandıktan sonraki halidir. 3.sü test ve eğitim verilerinin azaltılıp çoğaltılmasıyla bulunmuştur. Burada test verileri bir azaltılıp, eğitim verileri bir arttırıldığında sonuç değişmiştir. Bu test sayısının’ 10. adıma geldiğinde toplam 130 veri adedini, 30 adedi test verileri, 100 adedini ise eğitim verileri oluşturmaktadır. Bu sonuçlar ile program çalıştırıldığında, ağın başarısının %93.92 olduğu gözlenmektedir.

Algoritmanın rastgele veriyle çalıştırılmasının ardından elde edilen başarı oranı 93.9154’dur. Bu işlemler algoritma içinde 10 kez rastgele olarak gerçekleştirildikten sonra topluluk ortalaması %96.43 olarak hesaplanmıştır. ALL hastalığı için erken tanının tedavide olumlu sonuç erdiği bilinmektedir. Elde edilen sonuç, bu tezde önerilen yöntemin, yani morfolojik ön işlemlerin ardından DVM yardımıyla, akut lenfosit lösemili hücrelere tanı konması problemini başarıyla çözen bir yöntem olduğunu göstermektedir.



Şekil 4.1: Başarım oranı-iterasyon ilişki grafiği

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.1 de gösterilmektedir. Bu tabloda 100 tane data eğitim için ve 30 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk 6. Test sayısının'da tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için 93.3333 ve kanserli olmayan datalar için 86.66 9. Ve 10. Test sayısında elde edildi.

Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %85 ve kanserli olmayan datalar için %77.66 oranı elde edildi.

Eğitim ve test dataları için bir oran belirledik ve bu oranlar makalelerden iktibas edildi [28], [51], [52]. Bu çalışmada toplam 130 görüntü ALL için ve 130 görüntü sağlam için kullanıldı. Burada %25, %20 ve %15 oranı olarak test datalar için kullandık. Mesela 130'un % 25'i 32.5 oluyor ve bu miktarı yuvarlayarak 30 seçtik. Bu durum ve sonucu tablo 4.1'de gösterilmektedir.

Tablo 4.1: LBP metodunun 30 doğruluk oranı

Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	80	70
2	86.6667	80
3	86.6667	76.6667
4	90	76.6667
5	76.6667	80
6	93.3333	80
7	80	73.3333
8	90	66.6667
9	83.3333	86.6667
10	83.3333	86.6667
Ortalama	85	77.6667

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.2 de gösterilmektedir. Bu tabloda 105 tane data eğitim için ve 25 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk 2., 5. ve 8. Test sayısının da tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için %88 ve kanserli olmayan datalar için %92 elde edildi. Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %83.3 ve kanserli olmayan datalar için %84 oranı elde edildi.

Tablo 4.2: LBP metodunun 25 doğruluk oranı

Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	80	92
2	88	84
3	84	84
4	76	84
5	88	68
6	80	80
7	84	88
8	88	84
9	84	88
10	80	88
Ortalama	83.3	84

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.3 de gösterilmektedir. Bu tabloda 110 tane data eğitim için ve 20 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk 1. Test sayısının da tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için %95 ve kanserli olmayan datalar için %95 elde edildi. Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %83 ve kanserli olmayan datalar için %80 oranı elde edildi.

Tablo 4.3: LBP metodunun 20 doğruluk oranı

Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	95	95
2	85	75
3	80	90
4	80	75
5	85	85
6	75	65
7	90	70
8	75	85
9	85	75
10	80	85
Ortalama	83	80

4.1.2 HOG Algoritması

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.4'de gösterilmektedir. Bu tabloda 100 tane data eğitim için ve 30 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk 7. Test sayısının'da tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için %93.3333 ve kanserli olmayan datalar için %86.666, 8. Test sayısında elde edildi. Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %83.6667 ve kanserli olmayan datalar için %78.3333 oranı elde edildi.

Tablo 4.4: HOG algoritmasının 30 doğruluk oranı

Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	76.6667	80
2	83.3333	76.6667
3	73.3333	63.3333
4	86.6667	76.6667
5	100	70
6	73.3333	80
7	93.3333	83.3333
8	83.3333	86.6667
9	83.3333	83.3333
10	83.3333	83.3333
Ortalama	83.6667	78.3333

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.5'te gösterilmektedir. Bu tabloda 105 tane data eğitim için ve 25 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk 3. Test sayısında tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için %92 ve kanserli olmayan datalar için %96, 8. Test sayısında elde edildi. Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %82.4 ve kanserli olmayan datalar için %83.6 oranı elde edildi.

Tablo 4.5: HOG algoritmasının 25 doğruluk oranı

Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	92	84
2	80	80
3	92	88
4	80	80
5	76	84
6	92	72
7	80	80
8	84	96
9	64	88
10	84	84
Ortalama	82.4	83.6

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.6’da gösterilmektedir. Bu tabloda 110 tane data eğitim için ve 20 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk 6. Test sayısının’da tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için %100 ve kanserli olmayan datalar için %90, 1. Test sayısında elde edildi. Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %81 ve kanserli olmayan datalar için %79 oranı elde edildi.

Tablo 4.6: HOG algoritmasının 20 doğruluk oranı

Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	75	90
2	80	70
3	80	85
4	80	75
5	90	80
6	100	85
7	80	80
8	60	80
9	75	75
10	90	70
Ortalama	81	79

4.1.3 LBP ve HOG Birlikte

Bu kısımda LBP ve HOG metodunu birlikte kullandık. Burada her resimden çıkan özellikleri bir vektörde kaydediyoruz ve bu vektör denklem 4.1de gösterilmektedir.

$$\text{özellik} = \begin{bmatrix} \text{LBP} \\ \text{HOG} \end{bmatrix}, \quad \text{özellik} = \begin{bmatrix} F_{L1} \\ F_{L2} \\ F_{L3} \\ \cdot \\ \cdot \\ F_{H1} \\ F_{H2} \\ F_{H3} \\ \cdot \\ \cdot \end{bmatrix} \quad (\text{Denklem 4.1})$$

Bu matris'te gösterildiği gibi LBP özellikleri ve HOG özelliklerini birlikte kullandık. LBP'den çıkan özellikleri ve HOG'dan çıkan özelliklerini bir matris'te kaydettik. Örnek olarak F_{L1} LBP'nin birinci özelliği ve F_{H1} HOG'un birinci özelliği.

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.7'de gösterilmektedir. Bu tabloda 100 tane data eğitim için ve 30 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk kanser olmayan datalar için 2. Test sayısının da tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için %86.6667 ve kanserli olmayan datalar için %90 elde edildi. Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %79 ve kanserli olmayan datalar için %86 oranı elde edildi.

Tablo 4.7: LBP metodu ve HOG algoritmasının birlikte 30 doğruluk oranı

Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	76.6667	90
2	76.6667	93.3333
3	76.6667	90
4	86.6667	80
5	80	80
6	86.6667	86.6667
7	76.6667	90
8	63.3333	83.3333
9	80	76.6667
10	86.6667	90
Ortalama	79	86

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.8’de gösterilmektedir. Bu tabloda 105 tane data eğitim için ve 25 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk 6. Test sayısının’da tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için %92 ve kanserli olmayan datalar için %88 elde edildi. Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %85.2 ve kanserli olmayan datalar için %79.2 oranı elde edildi.

Tablo 4.8: LBP metodu ve HOG algoritmasının birlikte 25 doğruluk oranı

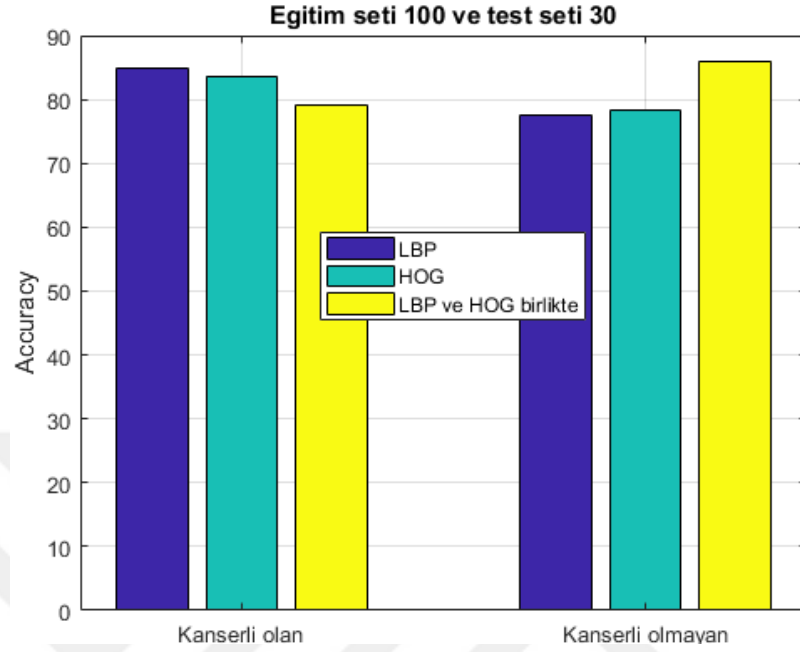
Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	92	84
2	92	80
3	76	80
4	92	64
5	88	76
6	92	88
7	88	88
8	68	76
9	88	84
10	76	72
Ortalama	85.2	79.2

Doğruluk oranı 130 kişi için tablo 4.9’da gösterilmektedir. Bu tabloda 110 tane data eğitim için ve 20 tane resim test için seçilmiştir. En yüksek doğruluk 9. Test sayısının’da tespit edildi ve bu oran kanserli datalar için %95 ve kanserli olmayan datalar için %95, 4. Test sayısında elde edildi. Toplam 10 kere programı çalıştırdık ve kanserli datalar için %77.5 ve kanserli olmayan datalar için %79 oranı elde edildi.

Tablo 4.9: LBP metodu ve HOG algoritmasının birlikte 20 doğruluk oranı

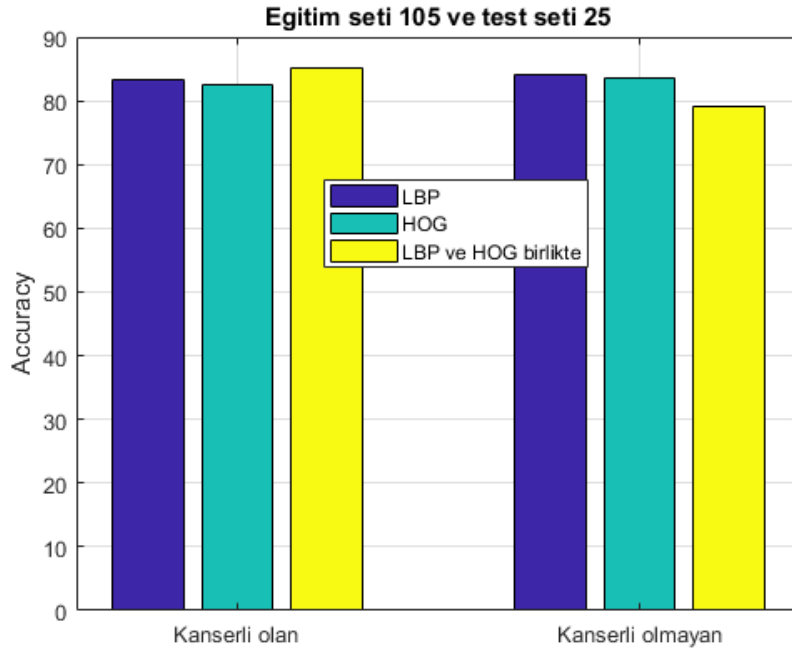
Test Sayısı	Doğruluk oranı	
	Kanser	Kanser olmayan
1	75	85
2	85	90
3	85	70
4	70	95
5	80	65
6	70	65
7	60	85
8	70	80
9	95	70
10	85	85
Ortalama	77.5	79

Eđitim seti 100 ve test seti 30 iin grafiksel olarak sonular Őekil 4.2’de gsterilmektedir.



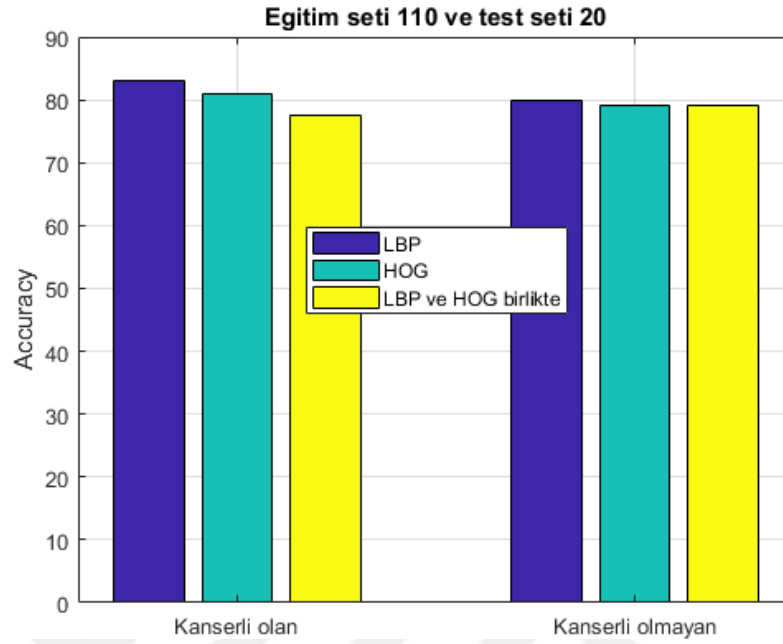
Őekil 4.2: Eđitim seti 100 ve test seti 30

Eđitim seti 105 ve test seti 25 iin grafiksel olarak sonular Őekil 4.3’te gsterilmektedir.



Őekil 4.3: Eđitim seti 105 ve test seti 25

Eđitim seti 110 ve test seti 20 iin grafiksel olarak sonular Őekil 4.4'te gsterilmektedir.



Őekil 4.4: Eđitim seti 110 ve test seti 20

Dataları karıŐtırdıktan sonra hasta ve sađlam dataları birlikte eđitiyoruz sonra test ediyoruz. Bu aŐamada toplam 260 grntden 50 tane grnty test olarak Őetik ve sistemi denedik. Bu aŐamanın farkı diđer aŐamadan sadece dataların karıŐtırılmasıdır. Dataları karıŐtırarak test datalarını Őeiyoruz ama diđer aŐamada dataları ayrı ayrı inceledik. Bu sonular tablo 4.10, 4.11 ve 4.12 de gsterilmektedir.

Tablo 4.10: LBP iin ALL ve sađlam test sonuları

LBP			
Test Sayısı	Birlikte	Kanserli olan (ALL)	Kanserli olmayan (sađlam)
1	76.0	71.9	83.3
2	74.0	47.8	96.3
3	87.0	88.0	88.9
4	84.0	85.2	82.6
5	82.0	91.3	74.1
6	84.0	79.2	88.5
7	86.0	84.6	87.5
8	84.0	78.9	87.1
9	82.0	78.3	85.2
10	80.0	91.7	69.2
Ortalama	81.90	79.69	84.27

Tablo 4.11: HOG için ALL ve sağlam test sonuçları

HOG			
Test Sayısı	Birlikte	Kanserli olan (ALL)	Kanserli olmayan (sağlam)
1	84.0	87.5	80.8
2	78.0	72.7	88.2
3	80.0	71.4	86.2
4	84.0	84.6	83.3
5	78.0	85.2	69.6
6	70.0	67.7	73.7
7	76.0	81.5	69.6
8	86.0	86.2	85.7
9	84.0	77.8	91.3
10	68.0	70.8	65.4
Ortalama	78.80	78.54	79.38

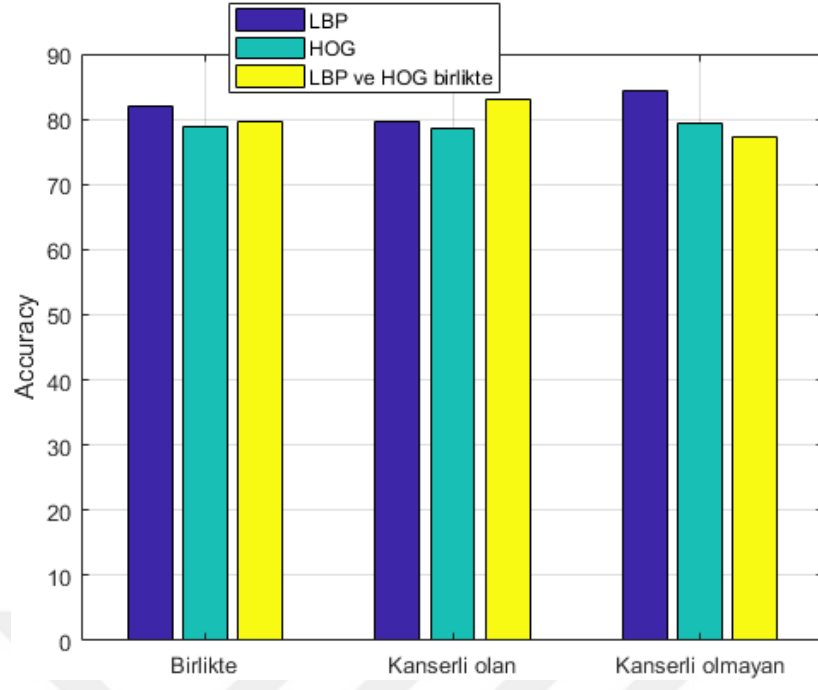
Tablo 4.12: LBP ve HOG için ALL ve sağlam test sonuçları

LBP ve HOG			
Test Sayısı	Birlikte	Kanserli olan (ALL)	Kanserli olmayan (sağlam)
1	80.0	68.2	89.3
2	84.0	88.5	79.2
3	78.0	87.5	69.2
4	84.0	77.8	91.3
5	76.0	90.5	65.5
6	68.0	68.0	68.0
7	90.0	92.0	88.0
8	84.0	88.9	81.3
9	78.0	78.8	76.5
10	74.0	89.5	64.5
Ortalama	79.60	82.97	77.28

Karşılaştırdığımız sonuçlar tablo 4.13’te gösterilmektedir.

Tablo 4.13: LBP, HOG ve LBP ve HOG için ALL ve sağlam test sonuçları

Method	Birlikte	Kanserli olan (ALL)	Kanserli olmayan (sağlam)
LBP	81.90	79.69	84.27
HOG	78.80	78.54	79.38
LBP ve HOG	79.60	82.97	77.28



Şekil 4.5: Yöntemin karşılaştırılması

BEŞİNCİ BÖLÜM

SONUÇ VE İLERİ ÇALIŞMALAR

5.1 Sonuç

Periferik kan yaymasının mikroskopik analizi lösemi tespitinde kritik bir adımdır. Bununla birlikte, bu tür ışık mikroskopik değerlendirme zaman alıcı ve özünde subjektiftir ve hematopatologların klinik deneyim ve tecrübelerine göre yönetilir. Bu problemleri ortadan kaldırmak için, periferik kan numunelerinin kantitatif analizi için verimli bir bilgisayar destekli metodolojinin geliştirilmesi gerekmektedir. Bu tezde, Akut Lenfoblastik Lösemisinin (ALL) otomatik olarak saptanması ve alt sınıflandırılması için yöntemler geliştirilmesi, görüntü işleme ve makine öğrenme yöntemleri kullanılarak yapılmaya çalışılmıştır. Bu tez çalışmasında, ALL'i tespit ve alt gruplara ayırma, görüntü analiz ve makine öğrenme yöntemlerini kullanarak kan mikroskopik görüntülerden girme girişimleri yapılmıştır.

İmmünofenotipleme, sitogenetik ve moleküler analiz gibi ilerici teknikler ne olursa olsun, periferik kan yaymasının mikroskopik incelenmesi halen ALL için önemli bir tarama prosedürüdür. Yine sadece akut lösemi, hatta ALL veya AML tanısı koymak yeterli değildir. Ayrıca, ALL'i prognozu değerlendirmek ve spesifik kemoterapiyi uygulamak için alt tiplemek de gereklidir. Son bir buçuk yüzyıldaki hematopatologlar, lösemnin teşhisi ve sınıflandırılması için kan numunelerinin görsel değerlendirilmesine bağımlı olmuştur.

5.2 İleri Çalışmalar

Bu tez çalışmasından elde edilen araştırma bulguları, daha fazla araştırılabilen birkaç yardımcı araştırma yönü ortaya koymuştur. Segmentasyon şeması, örtüşen hücrelerin bölümlenmesine yol açabilecek teknikler dahil edilerek geliştirilebilir. Çoğunlukla bilgisayar destekli algılama ve ALL'in alt sınıflandırması ile uğraşan

önerilen şemalar, ALL'ye kadar uzatılabilir. Topluluk öğrenme sınıflandırıcısı sisteminde, daha iyi yanıt verme süresi için paralel olarak yürütülebilen çok sayıda sınıflandırıcı işlemi vardır. Takip etmek için umut vaat eden bir başka araştırma yönü, ALL için otomatik bir prognostik puanlama sistemi geliştirmektir. Dahası, akış sitometresinin alternatifi olarak kullanılacak düşük maliyetli bir araç geliştirmek için daha fazla araştırma yapılabilir.



KAYNAKLAR

- [1] A. Jemal, R. Siegel, J. Xu, and E. Ward, "Cancer statistics, 2010," *CA: a cancer journal for clinicians*, vol. 60, pp. 277-300, 2010.
- [2] R. D. Labati, V. Piuri, and F. Scotti, "All-IDB: The acute lymphoblastic leukemia image database for image processing," in *Image processing (ICIP), 2011 18th IEEE international conference on*, 2011, pp. 2045-2048.
- [3] S. Jagadeesh, E. Nagabhooshanam, and S. Venkatachalam, "Image processing based approach to cancer cell prediction in blood samples," *International Journal of Technology and Engineering Sciences*, vol. 1, pp. 1-4, 2013.
- [4] F. Kasmin, A. S. Prabuwo, and A. Abdullah, "DETECTION OF LEUKEMIA IN HUMAN BLOOD SAMPLE BASED ON MICROSCOPIC IMAGES: A STUDY," *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, vol. 46, 2012.
- [5] E. F. Winton and A. A. Langston, "Update in acute leukemia 2003: a risk adapted approach to acute myeloblastic leukemia in adults," in *Seminars in oncology*, 2004, pp. 80-86.
- [6] R. Ravindraiah, "Qualitative evaluation of enhancement methods for analysis of acute leukemia images," *International Journal on Intelligent Electronic Systems*, vol. 5, 2011.
- [7] R. Adollah, E. Francis, M. Mashor, and N. Harun, "Bone marrow image segmentation based on multilevel thresholding," in *Biomedical Engineering (ICoBE), 2012 International Conference on*, 2012, pp. 457-461.
- [8] G. Singh, P. Swarnalatha, B. Tripathy, and S. Kakani, "Convex Hull based WBC Computation for Leukaemia Detection," *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, vol. 2, pp. 1843-1847, 2013.
- [9] B. Prasad, J.-s. I. Choi, and W. Badawy, "A high throughput screening algorithm for leukemia cells," in *Electrical and Computer Engineering, 2006. CCECE'06. Canadian Conference on*, 2006, pp. 2094-2097.

- [10] N. V. Orlov, W. W. Chen, D. M. Eckley, T. J. Macura, L. Shamir, E. S. Jaffe, *et al.*, "Automatic classification of lymphoma images with transform-based global features," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, pp. 1003-1013, 2010.
- [11] A. A. Salihah, M. Y. Mashor, N. H. Harun, and H. Rosline, "Colour image enhancement techniques for acute leukaemia blood cell morphological features," in *Systems Man and Cybernetics (SMC), 2010 IEEE International Conference on*, 2010, pp. 3677-3682.
- [12] S. Mohapatra, D. Patra, and S. Satpathi, "Image analysis of blood microscopic images for acute leukemia detection," in *Industrial Electronics, Control & Robotics (IECR), 2010 International Conference on*, 2010, pp. 215-219.
- [13] C.-N. Nguyen, K. Ohara, E. Avci, T. Takubo, Y. Mae, and T. Arai, "Automated micromanipulation for a microhand with All-In-Focus imaging system," in *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2011 IEEE/RSJ International Conference on*, 2011, pp. 427-432.
- [14] A. Khashman and E. Al-Zgoul, "Image segmentation of blood cells in leukemia patients," *Recent Advances in Computer Engineering and Applications*, pp. 104-109, 2010.
- [15] T. SPMVV, "CONTRAST STRETCHING ENHANCEMENT TECHNIQUES FOR ACUTE LEUKEMIA IMAGES."
- [16] M. D. Joshi, A. Karode, and S. Suralkar, "Detection of Acute Leukemia using White Blood Cells Segmentation based on Blood Sample," *International Journal of Electronics and Communication Engineering & Technology (IJECECT)*, vol. 4, pp. 148-153, 2013.
- [17] F. H. Jabar, W. Ismail, K. A. Rahim, and R. Hassan, "K-means clustering for acute leukemia blood cells image," in *Proceedings of the International Conference on Soft Computing and Computational Mathematics (ICSCCM)*, 2013.
- [18] A. B. Reddy and K. Manjunath, "A Hybrid Colour Image Enhancement Technique Based on Contrast Stretching and Peak Based Histogram Equalization," *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*, vol. 1, pp. pp: 685-689, 2012.
- [19] J. Kaur and A. Choudhary, "Comparison of several contrast stretching techniques on acute leukemia images," *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT) Volume*, vol. 2, pp. 332-335, 2012.

- [20] N. Radha, "Comparison of Contrast Stretching methods of Image Enhancement Techniques for Acute Leukemia Images," in *International Journal of Engineering Research and Technology*, 2012.
- [21] M. D. Joshi, A. H. Karode, and S. Suralkar, "White blood cells segmentation and classification to detect acute leukemia," *International Journal of Emerging Trends and Technology in Computer Science (IJETICS)*, vol. 2, 2013.
- [22] X. Zheng, Y. Zhang, Y. Yu, J. Zhang, and J. Shi, "Recognition of Marrow Cell Images Based on Fuzzy Clustering," *International Journal of Information Technology and Computer Science (IJITCS)*, vol. 4, p. 40, 2012.
- [23] A. N. Aimi Salihah, N. Mustafa, and M. N. Nashrul Fazli, "Application of thresholding technique in determining ratio of blood cells for Leukemia detection," 2009.
- [24] S. Mohapatra, D. Patra, and S. Satpathy, "Unsupervised blood microscopic image segmentation and leukemia detection using color based clustering," *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, vol. 4, pp. 477-485, 2012.
- [25] S. G. Deore and N. Nemade, "Image analysis framework for automatic extraction of the progress of an infection," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software*, 2013.
- [26] N. Mokhtar, H. Nor Hazlyna, M. Yusoff, H. Roseline, M. Nazahah, R. Adollah, *et al.*, "Image enhancement techniques using local, global, bright, dark and partial contrast stretching for acute leukemia images," 2009.
- [27] S. B. Khot S.T, Divya Jaggi & Dolly Rani, "An Innovative Approach in Myelogenous Leukemia Detection using Attribute Analysis," *International Journal of Advanced Electrical and Electronics Engineering, (IJAEED)*, vol. 2, pp. 2278-8948, 2013.
- [28] N. Harun, M. Mashor, A. A. Nasir, and H. Rosline, "Automated Classification of Blast in Acute Leukemia Blood Samples using HMLP Network," in *Proceedings of the 3rd Conference on Computing and Informatics, ICOCI*, 2011, pp. 55-60.
- [29] F. Scotti, "Automatic morphological analysis for acute leukemia identification in peripheral blood microscope images," in *IEEE international conference on computational intelligence for measurement systems and applications*, 2005.

- [30] N. D. Khalilabad and H. Hassanpour, "Employing image processing techniques for cancer detection using microarray images," *Computers in biology and medicine*, vol. 81, pp. 139-147, 2017.
- [31] T. Zheng, J. Fu, L. Jiang, and J.-J. Zhu, "A novel ultrasensitive competition strategy for electrochemical and colorimetric cytosensing of acute leukemia cells," *Journal of Electroanalytical Chemistry*, vol. 781, pp. 418-422, 2016.
- [32] N. Patel and A. Mishra, "Automated Leukaemia Detection Using Microscopic Images," *Procedia Computer Science*, vol. 58, pp. 635-642, 2015.
- [33] H. T. Madhloom, S. A. Kareem, and H. Ariffin, "An image processing application for the localization and segmentation of lymphoblast cell using peripheral blood images," *Journal of medical systems*, vol. 36, pp. 2149-2158, 2012.
- [34] H. N. Lim, E. U. Francis, M. Y. Mashor, and R. Hassan, "Classification of bone marrow acute leukemia cells using multilayer perceptron network," in *Electronic Design (ICED), 2016 3rd International Conference on*, 2016, pp. 486-490.
- [35] L. B. Toh, M. Mashor, P. Ehkan, H. Rosline, A. Junoh, and N. Harun, "Implementation of high dynamic range rendering on acute leukemia slide images using contrast stretching," in *Electronic Design (ICED), 2016 3rd International Conference on*, 2016, pp. 491-496.
- [36] P. Prathibha and C. Chandran, "Feature selection for mining SNP from Leukaemia cancer using Genetic Algorithm with BCO," in *Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE), International Conference on*, 2016, pp. 57-63.
- [37] R. Ahasan, A. U. Ratul, and A. Bakibillah, "White blood cells nucleus segmentation from microscopic images of strained peripheral blood film during leukemia and normal condition," in *Informatics, Electronics and Vision (ICIEV), 2016 5th International Conference on*, 2016, pp. 361-366.
- [38] L. Soto-Sumuano, A. Tlacuilo-Parra, R. Garibaldi-Covarrubias, H. Romo-Rubio, and J. Arriaga-Davila, "Childhood acute Leukemia and their association with the high voltage network in Guadalajara, México," in *Progress in Electromagnetic Research Symposium (PIERS)*, 2016, pp. 5032-5032.
- [39] J. Hou, T. Luo, K. L. Ng, A. Y. Leung, R. Liang, and D. Sun, "Characterization of Drug Effect on Leukemia Cells Through Single Cell Assay With Optical Tweezers and Dielectrophoresis," *IEEE transactions on nanobioscience*, vol. 15, pp. 820-827, 2016.

- [40] P.-W. Huang and Y.-H. Lai, "Effective segmentation and classification for HCC biopsy images," *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 1550-1563, 2010.
- [41] S. Di Cataldo, E. Ficarra, A. Acquaviva, and E. Macii, "Automated segmentation of tissue images for computerized IHC analysis," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 100, pp. 1-15, 2010.
- [42] M. Muthu Rama Krishnan, C. Chakraborty, R. R. Paul, and A. K. Ray, "Quantitative analysis of sub-epithelial connective tissue cell population of oral submucous fibrosis using support vector machine," *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, vol. 1, pp. 4-12, 2011.
- [43] J. C. Caicedo, A. Cruz, and F. A. Gonzalez, "Histopathology image classification using bag of features and kernel functions," in *Conference on Artificial Intelligence in Medicine in Europe*, 2009, pp. 126-135.
- [44] L. He, Z. Peng, B. Everding, X. Wang, C. Y. Han, K. L. Weiss, *et al.*, "A comparative study of deformable contour methods on medical image segmentation," *Image and Vision Computing*, vol. 26, pp. 141-163, 2008.
- [45] M. Mookiah, P. Shah, C. Chakraborty, and A. K. Ray, "Brownian motion curve-based textural classification and its application in cancer diagnosis," *Analytical and quantitative cytology and histology*, vol. 33, pp. 158-168, 2011.
- [46] N. Sinha and A. Ramakrishnan, "Automation of differential blood count," in *TENCON 2003. Conference on Convergent Technologies for the Asia-Pacific Region*, 2003, pp. 547-551.
- [47] R. Kumar, R. Srivastava, and S. Srivastava, "Detection and classification of cancer from microscopic biopsy images using clinically significant and biologically interpretable features," *Journal of medical engineering*, vol. 2015, 2015.
- [48] S. Mohapatra, S. S. Samanta, D. Patra, and S. Satpathi, "Fuzzy based blood image segmentation for automated leukemia detection," in *Devices and Communications (ICDeCom), 2011 International Conference on*, 2011, pp. 1-5.
- [49] S. Mohapatra, D. Patra, and S. Satpathy, "An ensemble classifier system for early diagnosis of acute lymphoblastic leukemia in blood microscopic images," *Neural Computing and Applications*, vol. 24, pp. 1887-1904, 2014.
- [50] S. C. Neoh, W. Srisukkhom, L. Zhang, S. Todryk, B. Greystoke, C. P. Lim, *et al.*, "An intelligent decision support system for leukaemia diagnosis using microscopic blood images," *Scientific reports*, vol. 5, 2015.

- [51] L. Putzu, G. Caocci, and C. Di Ruberto, "Leucocyte classification for leukaemia detection using image processing techniques," *Artificial intelligence in medicine*, vol. 62, pp. 179-191, 2014.
- [52] J. Rawat, A. Singh, H. Bhadauria, and J. Virmani, "Computer aided diagnostic system for detection of leukemia using microscopic images," *Procedia Computer Science*, vol. 70, pp. 748-756, 2015.
- [53] C. Cortes and V. Vapnik, "Support vector machine," *Machine learning*, vol. 20, pp. 273-297, 1995.
- [54] A. Shashua, Y. Gdalyahu, and G. Hayun, "Pedestrian detection for driving assistance systems: Single-frame classification and system level performance," in *Intelligent Vehicles Symposium, 2004 IEEE*, 2004, pp. 1-6.
- [55] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, 2005, pp. 886-893.
- [56] W. Krzanowski, *Principles of multivariate analysis*: OUP Oxford, 2000.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Saad Hammood Mohammed Mohammed
Uyruđu : Irak
Dođum Yeri ve Tarihi : Baiji 29 - 01 - 1982
Medeni Hali : Evli
Adres : Kazım Karabekir Mahallesi 22/6 Etimesgut /Ankara/
E-posta Adresi : Saadtop2003@yahoo.com
İletişim (Telefon) : 00905319746924



EĐİTİM

Lise : Abo ubayda amer bin al garah Lise/Irak - Baiji
Lisans : Bilgisayar Mühendisi / Irak - Baghdad
Yüksek Lisans : Türk Hava Kurumu Üniversitesi

MESLEKİ DENEYİMİ

2005 : Bilgisayar Mühendisi /Irak Elektrik Bakanlığı

DİLLER

Arapça, Türkçe, İngilizce