

**T.C.
KASTAMONU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**PARMAK DAMAR GÖRÜNTÜLEME YÖNTEMİ
KULLANARAK İNSAN KİMLİK TANIMA SİSTEMİ**

Mansur Mohamed Ali MANSUR

**Danışman
Jüri Üyesi
Jüri Üyesi
Jüri Üyesi
Jüri Üyesi**

**Doç. Dr. Aybaba HANÇERLİOĞULLARI
Prof. Dr. Özkan KÜÇÜK
Doç.Dr. Serkan ISLAK
Dr.Öğr. Üyesi Aslı KURNAZ
Dr. Öğr.Üyesi Javad RAHEBİ**

**DOKTORA TEZİ
MALZEME BİLİMİ VE MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI**

KASTAMONU - 2018

TEZ ONAYI

Mansur Mohamed Ali MANSUR tarafından hazırlanan " **Parmak Damar Görüntüleme Yöntemi Kullanarak İnsan Kimlik Tanıma Sistemi** " adlı tez çalışması aşağıdaki jüri üyeleri önünde savunulmuş ve **oy birliği** ile Kastamonu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Malzeme Bilimi ve Mühendisliği Ana Bilim Dalı**'nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman	Doç. Dr. Aybaba HANÇERLİOĞULLARI
	Kastamonu Üniversitesi
Jüri Üyesi	Prof. Dr. Özkan KÜÇÜK
	Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi
Jüri Üyesi	Doç. Dr. Serkan ISLAK
	Kastamonu Üniversitesi
Jüri Üyesi	Dr. Öğr. Üyesi Aslı KURNAZ
	Kastamonu Üniversitesi
Jüri Üyesi	Dr. Öğr. Üyesi Javad RAHEBİ
	Türk Hava Kurumu Üniversitesi

16/05/2018

Enstitü Müdür V. Doç. Dr. Mehmet Altan KURNAZ

TAAHHÜTNAME

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildirir ve taahhüt ederim.

Mansur Mohamed Ali MANSUR

ÖZET

Doktora Tezi

PARMAK DAMAR GÖRÜNTÜLEME YÖNTEMİ KULLANARAK İNSAN KİMLİK TANIMA SİSTEMİ

Mansur Mohamed Ali MANSUR

Kastamonu Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Malzeme Bilimi ve Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Aybaba HANÇERLİOĞULLARI

Bu tezde, lokal ikili paternli parmak damar görüntüsünü kullanan bir insan tanısı sunulmuştur. Yüksek güvenlik performansı ile insan kimliği birçok güvenlik cihazında ünlenmiştir. Parmak damarını belirleme tekniği en çok tercih edilen ürün olmuştur. Çünkü cihaz kısıtlamaları düşüktür ve sahtekarlıktan kaçınılmaktadır. Bu çalışmada ikili paternli parmak damar görüntüsünü kullanarak insan tanısında ilerlemenin bir çalışması verilmiştir. Genel olarak, çeşitli yönlere odaklanılmıştır. İlk olarak, parmak damarı tanımlama sistemi de sunulacaktır. Ayrıca, yöntemde damar özelliklerinin ayıklanması için kullanıldığı gösterilmiştir. Son olarak, bu projenin önerisi için yerel ikili desen kullanılmıştır. Bu tezde, ayrık dalgacık dönüşümüne dayanan gri seviye ko-oluşum matrisi ile parmak damarının tanınması için sağlam bir yöntem sunulmuştur. Görüntünün sıkıştırılması için ilk adımda wavelet Daubechies 4 kullandık. Ayrıca, özellik çıkarma için yerel ikili desen kullanılmıştır. Bu tez çalışmasında Parmak damarlarının tanınması için, daha önce ayrı dalgalanma dönüşümü ile birlikte yerel ikili desen (LBP) ve gri seviye oluşum matrisi (GLCM) kombinasyonu birlikte kullanılmıştır. Bu yeni geliştirilen method ile dalgacık dönüşüm sisteminin performansını iyileştirerek görüntü 2 kat sıkıştırılmıştır. Bunun yararı, verilerin boyutunu düşürerek, algoritmanın hızlı ve cevap vermesinin sağlanmasıdır.

Simülasyon sonuçları, bu yöntemin özellik çıkarımı ve sınıflandırması için sağlam ve hızlı olduğunu göstermektedir. Verilerin Analizleri ve Hesaplamaları için SDUMLA-HMT ve MMCBNU-6006, GüneyKore Devleti- Chonbuk Devlet Üniversitesine ait veri Bankası 1000 farkı insan parmak görüntü sistemi kullanılmıştır. Tezdeki bütün simülasyon hesaplamalar MatLAB-2016 programında hata sınırları çerçevesinde analizleri yapılmıştır.

Anahtar kelimeler: GLCM, Ayrık dalgacık dönüşümü, Parmak damar tanıma,

2018, 76 Sayfa

Bilim Kodu: 91

ABSTRACT

Ph.D. Thesis

HUMAN IDENTIFICATION SYSTEM USING FINGER VEIN IMAGES

Mansur Mohamed Ali MANSUR

Kastamonu University
Institute of Science
Department of Materials Science and Engineering

Supervisor: Assoc.Prof. Dr. Aybaba HANÇERLİOĞULLARI

In this thesis a human identification using finger vein image with local binary pattern is presented. Human identification with its high safety performance became famous in many security devices. Finger vein identifying technique has become the most preferred because it's low device restrictions and avoid forgery. In this study of advancement in human identification using finger vein image with binary pattern is given. Generally it focused on several aspects. First, finger vein identification system will be presented. Also the methods have been used for extracting features of the vein will be shown. Finally the local binary pattern used for the propose of this project. In this thesis, presented a robust method for finger vein recognition with gray level co- occurrence matrix based on the discrete wavelet transform. In first step for compression of the image we used wavelet Daubechies 4. Also we used local binary pattern for feature extraction. The combination of local binary pattern (LBP) and gray level co- occurrence matrix (GLCM) with discrete wavelet transform (DWT) is not used before for finger vein recognition. The simulation results showed that this method is robust and fast for feature extraction and classification. With this newly developed method, we improved the performance of the wavelet transform system and compressed the image by 2 times. By reducing the size of the image, we have made algoritman fast and responsive.

Simulation results show that this method is robust and fast for feature extraction and classification. SDUMLA-HMT and MMCBNU-6006 for data analysis and calculations, Data Bank of SouthKoreo State-Chonbuk State University 1000 different human finger image systems were used. All simulations in the draft Calculations MatLAB-2016 Program has been analyzed within the framework of error limits.

Keywords: GLC, discreet wavelet transform, finger vein recognition,

2018, 76 pages

Science Code: 91

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam boyunca her türlü desteği ve imkânı sağlayarak değerli bilgilerinden yararlandığım, danışman hocam Doç. Dr. Aybaba HANÇERLİOĞULLARI'na, Tezimin içeriğindeki özel ölçümlerin düzenlemesi ve simülasyon sonuçlarında bana sürekli desteklerini ve emeğini esirgemeyen Dr. Öğr. Üyesi Javad RAHEBİ hocama Tez izleme komitesi üyelerine ve Kastamonu Üniversitesi Malzeme Bilimi ve Mühendisliği Bölümü öğretim üyelerine, ayrıca Türkiye'de bulunduğum süre içinde eğitim ve araştırma faaliyetleri süresince maddi ve manevi desteğini esirgemeyen Libya Hükümeti'ne şükranlarımı sunarım. Bu çalışmayı benim için hayati önem arz eden aileme ithaf ediyorum.

Mansur Mohamed Ali MANSUR
Kastamonu, Mayıs, 2018

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	ix
TABLolar DİZİNİ	x
GRAFİKLER DİZİNİ	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xii
1. GİRİŞ	1
1.1. Parmak İzi Biyometriği ile Damar İzi Biyometriğinin Kıyaslanması.....	2
1.1.1. Parmak izi Cihazları	3
1.1.2. Damar izi Cihazları.....	3
1.1.3. Parmak Damar İzi Kullanımın Avantajları.....	4
1.1.4. Parmak Damar İziyle Tanımlamanın Zorlukları.....	5
1.1.5. Parmak Damar İzinin İstikrarı	5
1.2. Parmak Damar izi Tanımlama Sistemine Geniş Bakış.....	7
1.2.1. Parmak Damar İzinin Resminin Elde Edilmesi	8
1.2.2. Parmak Damarları Resminin İşlenmesi	9
1.2.3. Parmak Damar İzi Özelliklerinin Çıkarılması	12
1.3. Literatürdeki Çalışmaların Değerlendirilmesi.....	15
2. KURUMSAL BİLGİ.....	20
2.1. Eşleştirmeler (Düzgün Örüntüler)	20
2.2. Yerel İkili Örüntü (LBP)	21
2.3. Yerel İkili Örüntü Konsepti.....	22
2.4. Görüntü Ön işleme	26
2.5. Resmin Saklanması	27
2.6. LBP Operatörü	28
2.7. LBP'nin Varyasyonları.....	29
2.8. LBP Özellik Seçimi.....	32
2.9. Rule Tekniği	33

2.10. Karakteristiklerin Yükseltilmesi.....	34
2.11. LBP Altuzay Öğrenme	34
2.12. Eşleştirmeler (Düzgün Örüntüler)	35
2.13. Döndürmeye Karşı Değişmezlik	37
2.13.1. Döndürmeyle Değişmeyen LBP'ler	38
2.13.2. Histogram Dönüşümlü Değişimlerin Değişmezliği.....	39
2.14. Tanımlama İçin Kullanılan Yeni Teknikler	41
2.15. Parmak Damar İzi Saldırılarının Engellenmesi.....	42
2.16. Parmak-Damar İzi Görüntüleme	43
2.16.1. Parmak-Damarın Avantaj ve Dezavantajı	44
2.17. Özellik Çıkarımı	46
2.18. Öklid Normu.....	47
2.13. İkinci Derece Alt Başlık	30
3. MALZEME VE ÖLÇME YÖNTEMİ	49
3.1. Algoritmanın Oluşumu	49
3.1.1. Ön Hazırlıklar ve Yöntemin Uygulanışı.....	49
3.1.2. Simülasyon Yöntemi	50
3.2. Biyometrik Yapı Kullanımı.....	51
3.3. Parmak-Damar İziyle Tanımlama	52
4. BULGULAR VE DEĞERLENDİRME.....	55
4.1. Dalgacık Dönüşüm Analizi	55
4.2. Grilik Düzeyi Birlikte Gerçekleşme Matrisi (GLCM).....	56
4.3. Görüntü Önişleme Analizi.....	57
4.3.1. Analiz Adımları	61
4.4. Özellik Çıkarım Analiz Matrislerin Uygulanışı	61
4.4.1. Entropi Metodu ile GLCM Gerçekleşme Matrisi.....	61
4.4.2. Öklid Normu	63
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	68
5.1. Sonuç.....	68
5.2. Öneriler	71
KAYNAKLAR	72

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 1.1.	Parmak damar izi cihazının çalışma adımları..... 8
Şekil 1.2.	Resim elde etmek için ışığın yansıma ve geçiş metotları..... 9
Şekil 1.3.	Parmaktan alınan örneklerin işleme aşamaları..... 10
Şekil 1.4.	İlgilenilen alanın resim elde edilme durumları..... 10
Şekil 1.5.	Modifiye edilmiş parmak damar resimleri 12
Şekil 1.6.	Biyometrik sisteme kayıt olma aşamalar..... 13
Şekil 1.7.	Biyolojik bir dokudan ışık geçerken fotonların aktiviteleri..... 14
Şekil 1.8.	Sol parmak isimleri ve şekilleri..... 14
Şekil 1.9.	Üç parmak damarı çeşidi, a) işaret, b) orta ve c) yüzük..... 15
Şekil 2.1.	Mikro görüntünün çalışma mantığı..... 22
Şekil 2.2.	Sekizli komşuluk örnek mantığı..... 22
Şekil 2.3.	Modifiye edilmiş LBP (Yerel İkili Örüntü)..... 24
Şekil 2.4.	Özellik çıkarma ve tasarlan systemin algoritması..... 27
Şekil 2.5.	Parmak damarına ait bir resmin önışlemenden sonraki hali..... 28
Şekil 2.6.	Parmak Damarı Görüntüleri (LSB)..... 29
Şekil 2.7.	LBP ile elde edilebilecek bazı örüntüler..... 37
Şekil 2.8.	x, y matrisinin x' ve y' matrisine dönüşümü..... 38
Şekil 2.9.	Histogram dönüşümleri..... 41
Şekil 2.10.	Parmak-Damar izi örüntüleriyle teşhisin yapısı..... 44
Şekil 2.11.	Parmak-Damar izi okuma cihazı..... 48
Şekil 3.1.	Biyometrik sisteme kayıt aşamaları..... 52
Şekil 3.2.	Parmak damar izi veritabanı..... 53
Şekil 3.3.	Görüntüde parmak bölgesi için maske bulunması. (a) Orjinal görüntü, (b) Prewitt kenar algılama, (c) Maskelenmiş görüntü... 54
Şekil 4.1.	GLCM'nin elde edilmesi..... 57
Şekil 4.2.	Parmak damar izi veritabanı..... 58
Şekil 4.3.	Görüntüde parmak bölgesi için maske bulunması. (a) Orjinal görüntü, (b) Prewitt kenar algılama, (c) Maskelenmiş görüntü... 59
Şekil 4.4.	Orjinal parmak damar izi görüntüsü..... 60
Şekil 4.5.	Birinci seviye dalgacık dönüşümü sonucu..... 60
Şekil 4.6.	Önerilen yöntemin akış şeması 66
Şekil 5. 1.	LBP kullanarak elde edilen sonuç..... 69
Şekil 5. 2.	LBP kullanarak elde edilen sonucun küresel gösterimi..... 70
Şekil 5. 3.	LBP ve DWT kullanarak elde edilen sonuç..... 70
Şekil 5. 4.	LBP ve DWT kullanarak elde edilen sonucun küresel gösterimi.... 71

TABLÖLAR DİZİNİ

	Sayfa
Tablo 1.1. Parmak izi ve parmak damar izi cihazların karşılaştırılması.....	4
Tablo 2.1. LBP'nin son varyasyonlarının karşılaştırılması.....	31
Tablo 3.1. En yaygın veri tabanları.....	51
Tablo 4.1. Bütün sonuçların ortalaması.....	66



GRAFİKLER DİZİNİ

	Sayfa
Grafik 4.1. Daubechies dalgacık dönüşümü.....	56
Grafik 4.2. Farklı senaryoların kıyaslanması.....	64
Grafik 4.3. İnsan sayısına göre eşleşme yüzdelerinin ortlamasının karşılaştırılması.....	67



SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

IR	Kızılötesi kızılötesi
IR-LEDs	Kızılötesi Işık Yayan Diyotlar
ROI	İlgi Alanı
GHT	Genelleştirilmiş Hough Dönüşümü
GLCM	Gri Seviye Birlikte-Oluşum Matrisi
GFB	Gabor Filtre Bankası
DCT	Ayrık Kosinüs Dönüşümü
DWT	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
LBP	Yerel ikili desen
LT	Hattı İzleme
MC	Maksimum Eğrilik
WL	Geniş Çizgi Dedektörü
CVPR	Bilgisayar Görüsü veya Örüntü Tanıma
FD	Fourier Tanımlayıcıları
ZM	Zernike Moments
HOG	Yönelimli Gradyanların Histogramı
GBP	Küresel İkili Modeller
EMD	Earth Mover'in Uzaklığı
VICGTA	Vizyon, Görüntüleme ve Bilgisayar Grafiği Teorisi ve Uygulamaları

1. GİRİŞ

Bu tez çalışmasında, parmak damar izi aracılığıyla insanların kimlik tanımlanması açıklanmış ve parmak damar izine ait öznelik çıkarma metotları hakkında bilgi verilmiştir. Çalışma da ikili örüntü yardımıyla parmak damar izi kullanılarak insan kimlik tanımlama için dalgacık dönüşümü ile birlikte GLCM (Gri Seviye Oluşum Matrisi) simulasyonları kullanılmıştır. Sürekli büyüyen teknolojiyle beraber gelişen kullanıcı güvenliği ve emniyeti için her gün yeni sistemler kullanıma sunulmaktadır. Günlük yaşantımızda, güveni sistemlere ihtiyaç duyduğumuz ve bunun kişinin emniyeti için son derece gerekli olduğu yadsınamaz bir gerçektir. Bu sistemler ve ilgili bileşenleri, kişiyi tanımlayabilmek için, o kişiye özel, o kişinin karakteristik bir özelliğini, çoğunluklarda doğuştan gelen bir özelliğini kullanmaktadırlar. Bugüne kadar kullanılan gelen sistemlerin çoğu, şu anki sistemlerden farklı olarak, kullanıcılarına yeterince güvenlik ve emniyet sağlayamamaktaydı. Örneğin herhangi bir şifre veya kod numarası tahmin edilebilir veya yeterince gelişmiş bir yazılım tarafından çözümlenebilir özelliktedir. Ancak biyometrik özelliklerin taklidi veya bu özelliklerle ilgili sahtecilik yapılması oldukça zor görünmektedir. Buna ek olarak bu sistemlerin kullanımı da oldukça kolaylaşmış durumdadır (Wang, Li ve Cui, 2010). Ayrıca çeşitli elektronik aletlerde bulunan multimedya dosyalarının da aynı sistemle güvenli bir şekilde saklanabilmektedir. Şifre veya pin numarası gibi kullanıcı tanımlamada kullanılan geleneksel yöntemlerle kıyaslandığında, kullanıcıyı özünde olan, hatta doğuştan gelen özellikleriyle tanımlayan yeni teknoloji ve sistem, kullanıcıya çok daha fazla güvenlik ve emniyet sağlamaktadır. Ek olarak, bu sistemlerin fazla karmaşık olmamaları ve kullanıcı dostu olmaları sebebiyle de kullanımları oldukça kolaydır. Hızla gelişmekte olan teknoloji bu yeni sistemlere duyulan ihtiyacı da artırmakta ve her geçen gün daha fazla kullanıcı tarafından bu sistemler tercih edilmektedir. Buna ilaveten be sistem pek çok uygulama cihazında da oldukça yaygın kullanıma kavuşmuştur. Günümüzde pek çok kişi tanımlama cihazı bu system kullanılarak geliştirilmeye başlamıştır. Biyometrik karakteristik özellikler genel olarak iki sınıfa ayrılır; Harici Biyometrikler: Bu sınıfa parmakizi, yüz ve imzanın yanısıra ses ve el şekli de girmektedir (Wang vd., 2010). Dahili Biyometrikler: Bu sınıfta ise parmak, el ve avuçiçi damar izinin karakteristiğine dayalı özellikler bulunur.

Dahili biyometriklerden farklı olarak harici biyometriklerin kullanımı daha kolaydır. Çünkü orjinal olmayan türlerde başkasına ait tanımlama bilgileri daha kolay ve etkili bir şekilde kopyalanabilmektedir. Kolay ve basit kullanımlarının yanısıra dahili biyometriklerin genel olarak erişimin daha zor olduğu vücudun iç katmanlarında yer alması da dış biyometriklerin avantajlarından. Cihaz kullanılırken, kullanıcının karakteristiği yakalama katmanında saklanmaz, bunun sağladığı avantaj, orijinal biyometrik cihazın kullanıldığı farklı uygulamalar için yüksek güvenlik sağlamasıdır. Bu cihazların karşı karşıya geldikleri en büyük sorun, çok yüksek hassasiyete, verimli bir sonuç/performansa ve yanıltmaya yönelik girişimlere karşı dayanıklı olmaya ihtiyaç duymalarıdır. Nihai olarak bu teknolojinin geliştirilmesi yönünde çok fazla araştırmacı çalışmaktadır ve bu araştırmacılardan beklenen çeşitli sahtekarlık girişimlerine karşı koyabilecek güçlü sistemler ortaya koymalarıdır. Bütün bu gereksinimlere ek olarak, ortaya konulacak nihai ürünün kullanımın kolay olması ve uygun bir fiyattan piyasaya sürülmesi, bu sebeple de mümkün olduğunca düşük bir maliyetle üretilmesinin zorunluluğu unutulmamalıdır (Wang vd., 20110).

1.1. Parmak İzi Biyometriği ile Damar İzi Biyometriğinin Kıyaslanması

Günümüzde biyometrik parmak izi teknolojisini kullanan cihazlar dünyanın pek çok farklı bölgesinde oldukça yaygın bir kullanıma sahiptir. Bununla beraber gelişen teknolojiyle birlikte damar izi biyometriğinin kullanıldığı cihazlar da yaygınlaşmaya başlamıştır. Her iki cihaz türünde de (parmak izi veya damar izi) tanımlama için ellerin kullanımı söz konusu olsa da, bu iki tür arasında, çalışma mantığı, etkinlik ve hassasiyet bağlamında bazı farklılıklar söz konusudur. Burada parmak izi biyometriğine ve damar izi biyometriğine genel bir bakışta bulunmaktadır (Kumar ve Zhou, 2012).

1.1.1. Parmak İzi Cihazları

Dünyada her insanın diğer bütün insanlardan farklı olan bir parmak izi vardır. Tek yumurta ikizlerinin dahi parmak izlerinin farklı olduğu bilinmektedir. Kişinin tanımlanması için parmak izini alan cihazlara veya bu prosese genel olarak parmak izi teknolojisi denmektedir. Parmak izi teknolojisi yeterince güvenli değildir ve kolaylıkla alt edilebilir.

1.1.2. Damar İzi Cihazları

Şu an yeni bir teknoloji geliştirildi ve insan tanımlamada yaygın bir şekilde kullanılmaya başladı. Bu teknolojinin tanımlaması, insanın elindeki veya parmağındaki damar yapısına dayalıdır. Bu teknolojiyle çalışan cihazlar, parmağa uygulanan infrared ışığıyla oradaki damar yapısının kameraya düşürülmesiyle çalışmaktadır. Bu işlemden sonra elde edilen resim binary veya onluk sistemle ifade edilen matematiksel bir formda kaydedilmektedir. Daha sonra kullanıcının tanımlanması gerektiğinde, erişim isteyen kullanıcıdan elde edilen veriler (yani parmak damar izi verisi) daha önce kaydedilmiş olan verilerle karşılaştırılmış ve tanımlama olumlu olduğunda erişime izin verilmiştir. Tablo 1.1' de bu iki cihaz arasındaki genel farklılıklar aşağıdaki özetlenmiştir (Sarhan, Alhassan, ve Elmougy, 2017).

Tablo 1.1. *Parmak izi ve parmak damar izi cihazların karşılaştırılması.*

Cihazın Özellikler	Parmak izi Cihazları	Damar izi Cihazları
Hassasiyeti	Orta	Yüksek
Maliyeti	Ucuz	Pahalı
FRR ve FAR	Yüksek	Düşük
Boyutu	Daha küçük	Daha büyük
İstikrarı	Düşük	Yüksek
Güvenliği	Düşük	Yüksek
Hızı	Hızlı	Yavaş
Esnekliği	Düşük	Yüksek
Kopyalanabilirliği	Yüksek	Düşük

1.1.3. Parmak Damar İzi Kullanımın Avantajları

Bu cihazların bir kısım avantajlarını listelemek gerekirse (Xiao, Yang, Yin, ve Yang, 2013).

- (1) Çıplak gözle görülemediğinden ötürü damar izinin kopyalanabilmesi veya çalınabilmesi mümkün değildir.
- (2) Görüntü alımı sırasında fiziksel olarak bir temas gerektirmediği için kullanıcılar açısından daha pratik bir kullanım sunmaktadır.
- (3) Bir parmağın damar izinin cesetten alınabilmesi mümkün değildir. Ancak, vücut canlıysa parmak damar izi alınabilmektedir.
- (4) Parmak derisinde farklılıklar, hatta hasar oluşmuş olsa bile derinin altındaki damarlarda ve dolayısıyla parmağın damar izinde bir değişiklik olmamaktadır.
- (5) Dünyadaki her insanın diğer insanlarınkinden farklı birer parmak damar izi vardır. Yumurta ikizleri dahi aynı parmak damar izine sahip değildir.

1.1.4. Parmak Damar İziyle Tanımlamanın Zorlukları

Bazı çalışmalarda (Mulyono ve Jinn, 2010) parmak damar iziyle tanımlamanın bazı zorlukları olduğu gösterilmiştir;

- a) Normal bir web kamerasıyla alınan görüntü çok fazla parazit ve karlama içermektedir. Ayrıca gri düzeyi de farklı denemelerde varyasyon göstermektedir. Bunun sebebi web kamerasının parlaklık düzeyini sürekli değiştirmesidir.
- b) Damar resminin gri ayırım skalasının boyutu normal şartlarda pek büyük değildir. Uygun bir sınır segmentasyonu ile elde edeceğimiz iki katlı bir resimle ve bu resmin sağlayacağı yeterli parmak damarı verisiyle bu sorunun çözümü mümkündür.
- c) Baskı etkisi: Parmak üzerine uygulanan baskıyı parmaktaki damarların küçülmesine yol açtığı gözlenmiştir. Bunu önlemek için, kullanıcının parmağının rahat bir pozisyonda olması dolayısıyla da parmak damar izi almada kullanılacak açıklığın yeterince geniş olması gerekmektedir.

1.1.5. Parmak Damar İzinin İstikrarı

İnsan vücudunun büyüüp gelişmesi ve vücutta zaman içerisinde ortaya çıkan değişiklikler parmak demir izinde de değişikliklere yol açabilmektedir. Dolayısıyla yetişkin bir kimsenin parmak damar izi çocukluğundaki parmak damar izinden farklıdır. Yine de 20 yaşından sonra parmak damar izinin istikrara kavuştuğunu gösteren çalışmalar ortaya konmuştur. Bu istikrarın sebebi olan vücuttaki büyüme büyük ölçüde sona ermektedir. Ayrıca kişi yaşlanmaya başladığında kemiklerin ve kasların mukavemetinde azalma başlar ve dolayısıyla damarlarda büyüme ve gelişme, dolayısıyla da damarların yapısında değişiklik ortaya çıkar. Buna ek olarak parmak damarlarının görüntüsünün alınmasında infrared ışık kullanılmaktadır, dolayısıyla da kandaki bir kısım değişiklikler neticesinde damarların genişliğinde (bazen geçici) bir kısım değişiklikler görülebilmektedir. Sıcaklığın da parmak damarlarında çeşitli etkileri vardır, burada sıcaklık vücut sıcaklığı veya ortam

sıcaklığı olabilir (Kumar ve Zhou, 2012). Bunların dışında diyabet, hipertansiyon gibi hastalıklar veya fizyolojik değişiklikler de parmak damarlarının yapısında farklılaşmaya yol açmaktadır. Bu alanda çok araştırma yapılmasına rağmen parmak damar izinin, insan ömründe büyüme veya yaşlanmaya karşısında ne derece istikrarlı olduğuna dair pek bir veri sunulmamaktadır. Yine de, vücudumuzda meydana gelen değişikliklerle veya yaşlanmayla beraber parmak damar izi tanımlama performansında düşümler olduğunu kabul etmemize mani olacak herhangi bir durum söz konusu değildir (Kumar ve Zhou, 2012).

Yukarıda bahsettiklerimize ek olarak, sıcaklık değişimi de kullanıcının fizyolojisinde bir kısım değişimlere yol açabilmektedir. Bu değişiklik de parmak damar izinin tanımlanmasını etkilemektedir. Bu etkiye bir örnek olarak, yapılan bir çalışmada (Kumar ve Zhou, 2012), 5 kişiden oluşan bir deney grubundan çeşitli görüntüler alınmıştır. Daha sonra her bir deneğin parmağı farklı sıcaklıklardaki bardaklarda suyun içinde bir süre bekletilmiştir. Kaplardaki suyun sıcaklığı sırasıyla 3, 10, 15, 30, ve 50 derecedir. Bu aşamadan sonra bu deneklerin parmakları bardaklardaki sudan çıkar çıkmaz hızlı bir şekilde görüntülenmiştir. Nihayetinde ise iki parmak alınmış ve aynı sıcaklıkta benzer durum incelenmiştir (Kumar ve Zhou, 2012).

Sıcaklık 3 dereceden 30 dereceye yükseldiğinde elde edilen görüntü geliştirilmeye muhtaçtır. Buna ek olarak, araştırmacılar, etrafımızdaki ısının düşmesi durumunda damarlardaki kanın viskozitesinin arttığını rapor ettiler. Bunun neticesinde parmaktaki damarların yarıçapı küçülmektedir. Bu damarlardaki küçülme sonucunda da parmaklarda damarla kaplı alan normalden daha küçük görünmektedir ve buda görüntülerde daha kötü bir görüntü ortaya çıkarmaktadır. Öte yandan tersi durumda, yani sıcaklığın yükselmesi durumunda viskozite azalmakta ve damarların yarı çapı büyümekte, damarlar genişlemektedir, Bunun neticesinde ise kişinin parmak damar izi alanını normalden daha büyük göstermekte ve buda incelemeler ve deneyler için daha kullanışlı görüntü çıkarmaktadır (Kumar ve Zhou, 2012).

İncelemelerde, kişinin parmak damar izinin istikrarlı kalcağı defalarca vurgulanmaktadır. Ancak sıcaklık değişiminin neticesinin istikrara ne gibi bir etkisinin olacağı çok bilinmemektedir. Çünkü kişinin damarlarında bir değişim söz konusudur. Dolayısıyla bu çalışmada (Kumar ve Zhou, 2012), kıyaslamada

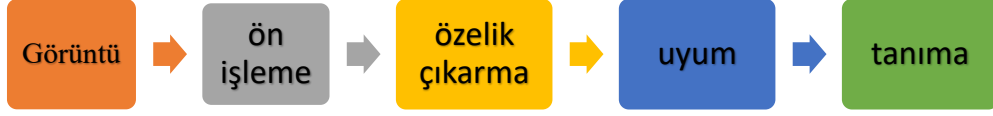
kullanılan en yaygın metotlar aracılığıyla inceleme ve kıyaslama yapılmaktadır. Bu araştırma ve kıyaslamaların sonucunda düşük sıcaklıklarda çok daha iyi parmak doku resimlerinin tanımlandığı rapor edilmiştir (düşük ısının etkisiyle derideki büzülmeden kaynaklı daha iyi örüntülerin oluşmasından dolayı). Ancak düşük sıcaklıklarda parmak damar izi indeksinin düştüğü ve dolayısıyla elde edilen görüntülerin netliğinin kaybolduğu ve neticesinde bu reimler tanımlamada kullanılması zorlaşmaktadır. Ayrıca bu çalışmada parmaklardaki damarların şekillerinin ve bu damarlardan alınan bilgilerin kişinin tanımlanmasında çok önemli bir rolü olduğu not edilmiştir. Ayrıca damarların genişliğinin de çok önemli bir faktör olduğu, bu faktörün değişen sıcaklıkla beraber değiştiği ancak sıcaklıkla birlikte damarın genel yapısının ve şeklinin değişmediği de rapor edilmiştir (Kumar ve Zhou, 2012).

Özetleyecek olursak; düşük sıcaklıktan dolayı düşük kalitede elde edilen parmak damar izi örüntüsüne sahip bir görüntü nedeniyle kişi tanımlama cihazının performansı kötü bir şekilde etkilenebilir. Dolayısıyla parmak damar izi resminin kalitesi hayati önem taşımaktadır; kaliteli ve istikrarlı bir sonuç elde edilmek istenirse ısının bu tip aletler üzerindeki etkileri mutlaka hesaba katılmalıdır (Kumar ve Zhou, 2012).

1.2. Parmak Damar İzi Tanımlama Sistemine Geniş Bakış

Parmak damar izi tanımlama cihazının işleyişi çeşitli adımlardan oluşur (Yang ve Shi, 2012). Bu adımlar sırasıyla; damarların resminin elde edilmesi, resimle ilgili bir kısım ön işlemler, resmin karakteristiğinin çıkarılması, eşleştirme yapılması ve kullanıcı kimliğinin belirlenmesidir.

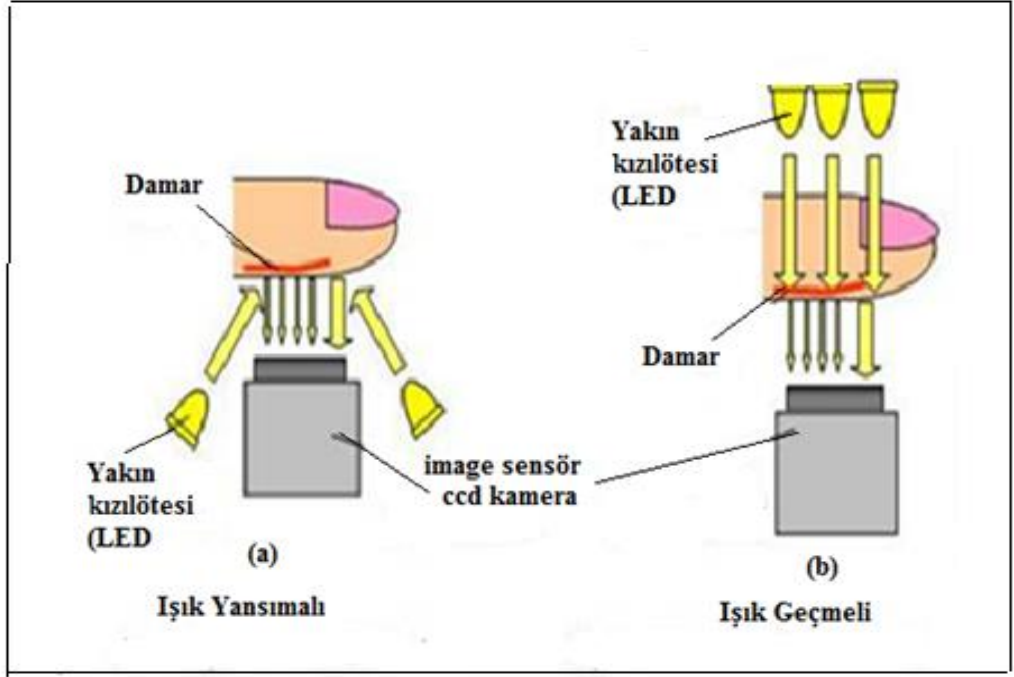
Parmak damar izi cihazının çalışma adımları Şekil 1.1 de gösterilmiştir. Bu sistemde herhangi bir image(görüntüyü) okuturak, görüntünün üzerinde ön işlemler yapılmaktadır. Daha sonra görüntünün özellikleri çıkarılıp ve mevcut olan veri tabanı kütüphanesinden karşılaştırılmıştır. Sonuçta, eğer elde ettiğimiz özellikler veri tabanı ile uyum içersinde ise bu insanın görüntü özellikleri bu veri tabanıdadır. Aksi halde uyum dışında ise bu insanın kimliği sistemde tanımlı değildir.



Şekil 1.1. Parmak damar izi cihazının çalışma adımları.

1.2.1. Parmak Damar İzinin Resminin Elde Edilmesi

Bu adımda damarların yüksek kalite resminin elde edilebilmesi için pek yaygın olmayan bir cihaz kullanılmıştır. Bu işlem için ayrıca yakın infrared kullanılmaktadır. Şekil 1.2’de parmak içerisindeki damarların görüntüsünün elde edilebilmesi için uygulanabilecek iki farklı metot gösterilmektedir. Bu metotlardan birincisi ışık yansıtma metodu olarak bilinmektedir. İkinci metot ise ışık geçirme metodudur. Bu ikisi arasında sadece bir fark vardır o da ışığın parmağa göre konumudur. Işık yansıtma metodunda, parmağınızı yerleştirdiğinizde yakın infrared avuç içinin olduğu taraftan ışık gönderir ve damarların görüntüsü yansıyan ışığa göre belirlenmektedir. Işık geçirme metodunda ise aynı ışığın parmaktan geçişi sonucu, yani parmağın arkasından gelip altına geçen ışıktan (infrared) parmağın damar görüntüsü belirlenir. Işık geçirme metodu yansıtma metodundan daha iyi sonuçlar vermektedir çünkü bu şekilde damarlara ait daha fazla veri elde edilmektedir. Bu yüzden şu an bu sistemle çalışan cihazların büyük çoğunluğunda, damarların resminin elde edilebilmesi için ışık geçirme metodu kullanılmaktadır. Parmak damarlarının resmi alındıktan sonra ikinci adım başlar, yani bu resmin ön işlenmesi adıdır. Bu adımda eldeki resimde bazı ön işlemler yapılır ve resim modifiye edilir, bunun için çeşitli prosesler uygulanır. İlk olarak resmin kalitesini etkileyen parazitlerden kurtulmak gereklidir. Daha sonra ise söz konusu tanımlama için gerekli olan alanların belirlenmesi ve resmin geri kalanından ayrıştırılması gelir (Kumar ve Zhou, 2012).



Şekil 1.2. Resim elde etmek için ışığın yansıma ve geçiş metotları.

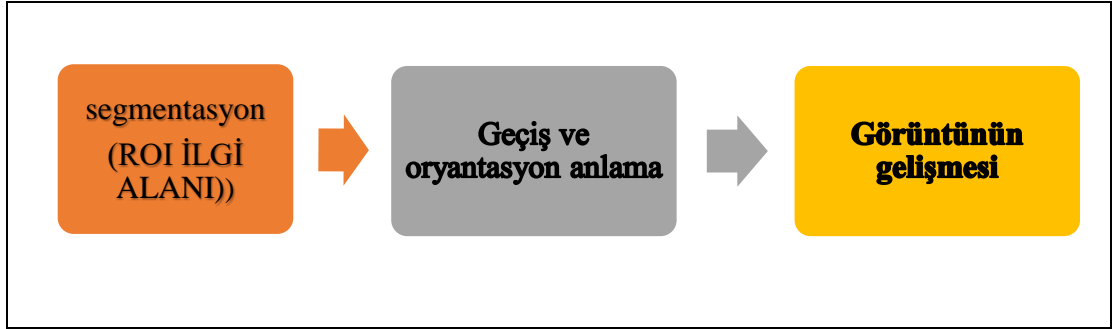
1.2.2. Parmak Damarları Resminin İşlenmesi

Parmaktan alınan resim bir kısım ihtiyacımız olmayan ekstralar ve parazit içermektedir. Bu sebepten ötürü resmin bir önışleme tabi tutulması gerekmektedir Şekil 1.3.de Bu adımda üç önemli işlem vardır(Liu, Xie, ve Park, 2016). Bu adımlar sırasıyla;

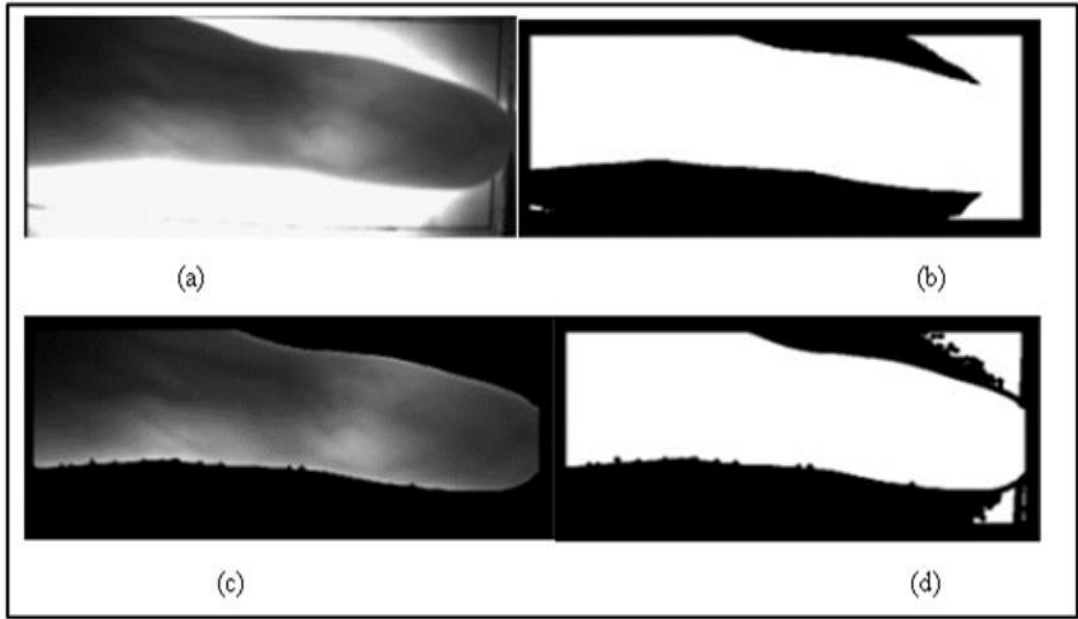
- İlgilendiğimiz alanın resmin geri kalanından ayrılması (segmentasyon)
- Oryantasyon ve anlama.
- Kullanışlı bir örüntü elde edebilmek için görüntünün geliştirilmesi

Resim elde edildikten sonra yapılması gereken işlem benirizasyondur. Bu adımda bir eşik değerei belirlememiz gerekecektir. Bu önemlidir çünkü bu sayede elimizdeki resme bir boyut sınırı konmuş olacaktır. Yaklaşık olarak ilişkili alanlar binerizasyon prosesi sırasında iki aşamada yok edilir: ilk olarak bütün bir resim algılanma amacıyla sensöre aktarılır. Burada resim kenarlarından kurtulur ve bu kenarlar boyunca, eşik alandan ayrılan noktalardan da kurtulunur. Örneğin, eşik alan elde ettiğimiz beyaz piksellerle aynı değildir. Bundan sonra ise ilgilendiğimiz alanın, yani

damar bölgesinin ayrıştırılması gerekmektedir. Bunun için ikili maske kullanılır. Şekil 1.4'te ilgilendiğimiz alan ayrıştırılana kadar elde ettiğimiz resim örnekleri sunulmaktadır (Kumar ve Zhou, 2012).



Şekil 1. 3. Parmaktan alınan örneklerin işleme aşamaları.



Şekil 1. 4. İlgilenilen alanın resim elde edilme durumları.

İlk resim (a) kameradan gelen ilk görüntüyü göstermektedir. (b)' de binerizasyon aşamasından sonraki resim ve (c)'de (b)'den gelen resmin kenarları görünmektedir. Nihai olarak (d) ise ilgilendiğimiz alanın resmini göstermektedir. İlgilenilen alanın elde edilmesi her zaman olmamakla birlikte çoğunlukla iyi bir netice vermektedir.

Bazı durumlarda düşük kaliteli bazı resimlerde parmak parçalı görünmekte, bazen de parmağın sınır bölgeleri çok düzgün olmamakta, fazlasıyla girintili çıkıntılı

olabilmektedir. Parmak sınırlarının düzgün çıkmaması genellikle kullanıcının parmağını düzgün bir şekilde yerleştirmemesinden kaynaklanır. Bu da resmin genel oarlıklarını etkilemekte ve söz konusu duruma neden olmaktadır (Kumar ve Zhou, 2012).

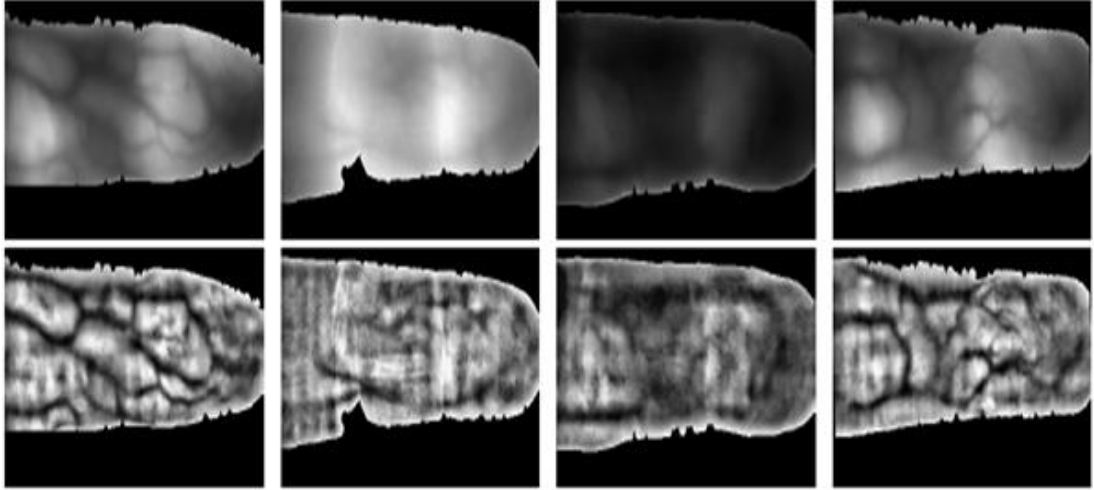
Bu kenar çizgileri boyunca bu tip resimlerin daha fazla işleme ihtiyacı bulunmaktadır. Örneğin Kaba Parmak Yerleşimi ve Hizalanması gibi. Bütün bu işlemlerin sonunda sıra resmin geliştirilmesi aşamasına gelir.

Parmaklardaki damarlar bazen resimlerde pek net görülmez, bu parmağın cihaza yanlış yerleştirmesinden kaynaklanabilir. Bu durum özellikle çok ince parmaklarda daha sık görülmektedir.

Bu gibi sorunların üstesinden gelebilmek için bu resimlerde geliştirme yapılmaktadır. Bu adımda resimdeki gri düzeyinin medyanı alınır, ve medyan değerini taşıyan piksellerin etrafında 3*3 piksellik bölge de dahil edilir. Bundan sonra çift kübik kullanarak bir önceki adımda elde ettiğimiz medyan kullanarak resmin arka planı elde edilir. Parmak damarları resmi ihtiyacımız olmayan kısımlar da içermektedir.

Bu yüzden bu kısımların da ayrıştırılması gerekir (Yang ve Shi, 2014). Son olarak histogram olarak simgelenen, en geliştirilmiş haliyle resmin son hali elde edilir. Şekil 1.5'te görüldüğü gibi görüntü iyileştirme oldukça iyi bir netice vermektedir.

Şekilin üst sırasında görülen resimler ilgilenilen bölge ayrıştırıldıktan sonraki resmi, alt sırası ise geliştirme yapıldıktan sonraki resimleri göstermektedir (Kumar ve Zhou, 2012; Rosdi, vd., 2011).



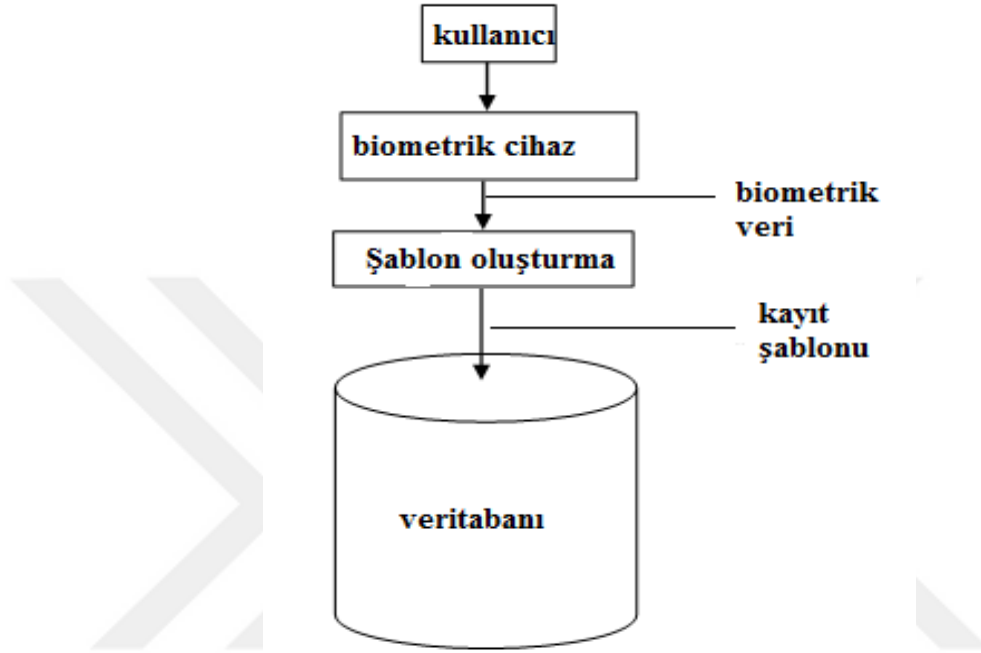
Şekil 1. 5. Modifiye edilmiş parmak damar resimleri.

1.2.3. Parmak Damar İzi Özelliklerinin Çıkarılması

Parmaktaki damarların karakteristiğinin ortaya çıkarıldığı bu adım, doğal olarak en önemli adımdır. Bu aşamada farklı metotların kullanımı mümkündür, kullanacağımız metotları üçe ayırabiliriz. Birinci metot örüntülere dayalı metottur. İkinci metot ise resmin boyutunun küçültülmesidir. Üçüncü metot ise yerel ikili örüntü local binary patterns (LBP) metodudur. Matematiksel morfoloji, ayrıntı algılama, çizgileri birleştirme ve sırt hatları metodu (ridgeline) gibi başka metotlar da vardır. Bu metotların hepsi aslında ekarakteristik özelliği belirlemeye dönük metotlardı, farklı şekillerde farklı metotlar kullanılabilir. Bu metotların seçimi parzitin önemsenmesine göre de farklılık gösterebilir (Wang vd., 2010). Tekrarlamalı çizgi izleme (repeated line tracking) ve maksimum eğrilik kullanılarak son resimden karakteristik çıkarmada etkili ve doğrulamada başarılı örneklerin sunulduğu çalışmalar mevcuttur (Kumar ve Zhou, 2012). Son olarak bu çalışmada geliştirilmiş resmin farklı kalınlık türlerini ortaya koyduğunu belirtmemiz gerekmektedir. Bu çalışmada oratay koyacağım literatür taramasında daha ziyade yerel ikili örüntü (LBP)'lü parmak damar görüntülerine odaklanılacaktır (Sari, Fatichah, ve Suciati, 2015).

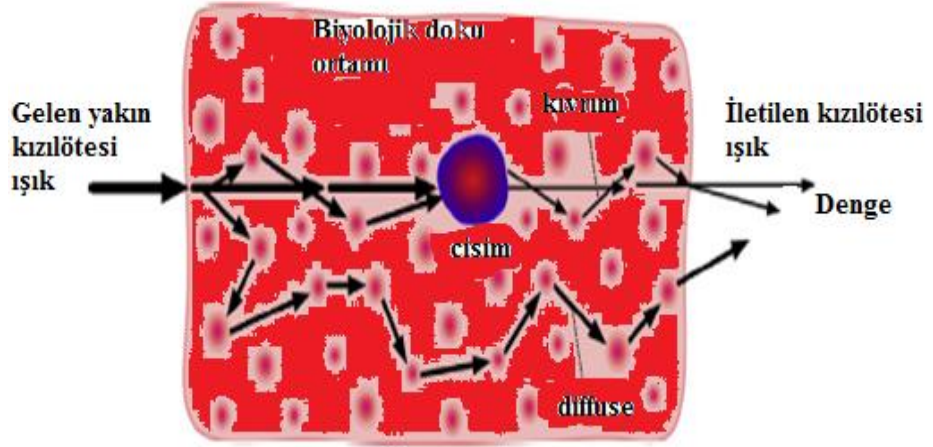
Biyometrik kısaca insanların kendilerine özel fizyolojik, biyolojik veya davranışsal karakteristiklerinin tanımlanmasıdır. Biyometrik genel olarak iki kategoriye ayrılabilir: fizyolojik biyometrikler veya davranışsal biyometrikler. Fizyolojik biyometrikler yüz, iris, parmak izi parmak damar izi, elin geometrik şekli gibi kişileri

tanımlayan biyolojik veya fizyolojik özellikleridir. Davranışsal biyometrikler ise el yazısı, imza, ses gibi insanların davranışlarıyla ortaya çıkan kendilerine has özellikleridir. Şekil 1.6'da biyometrik sisteme kayıt olma şematik bir şekilde anlatılmıştır. İlk olarak biyometrik veri algılanır. Sonra bu veriden elde edilen karakteristik özellik kaydedilir ve veritabanında saklanır.



Şekil 1. 6. Biyometrik sisteme kayıt olma aşamalar.

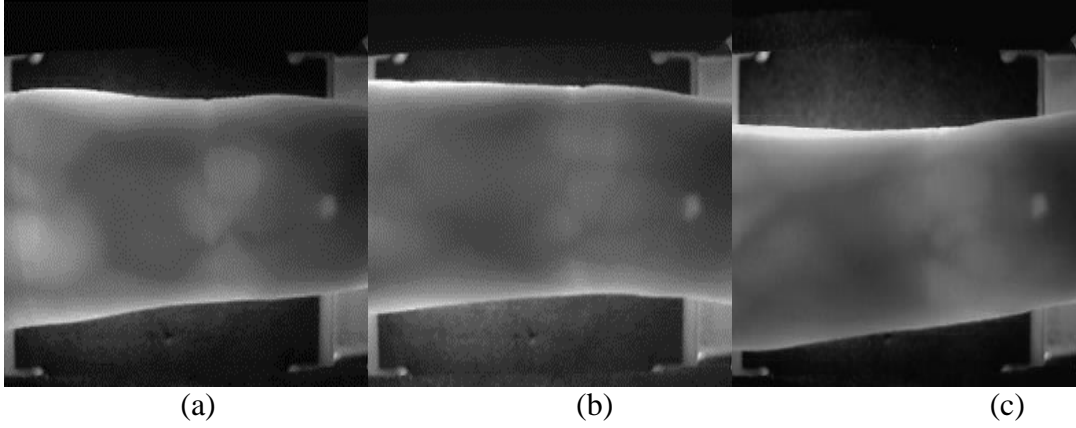
Şekil 1.7'de biyolojik bir dokuya çarpan yakın kızılötesi ışık biyolojik doku maddesi içerisinde geçerken çeşitli fiziksel olaylar gerçekleşir. Ayrıca şekil 1.8'de parmak isimleri ve şekilleri gösterilmiştir. Bu tez çalışması dahilinde kullanılan parmak damarları Şekil 1.8'de gösterilmiştir.



Şekil 1.7. Biyolojik bir dokudan ışık geçerken fotonların aktiviteleri.



Şekil 1.8. Sol parmak isimleri ve şekilleri.



Şekil 1. 9. Üç parmak damarı çeşidi, a) işaret b) orta ve c) yüzük

1.3. Literatürdeki Çalışmaların Değerlendirilmesi

Pek çok araştırmacı yaptıkları çalışmalarda, öncelikle damarın yapısını elde edip, daha sonra bu yapıyı şekli tanımlamada fonksiyonel bir eleman olarak kullanarak resmin karakteristiğini ortaya çıkarmaya çalışmışlardır.

Wang vd., (2010) tarafından yapılan çalışmada, damar yapısını elde ederken bir çapraz nokta kullanılmıştır. Biogerçekler, yüz, el geometrisi ve yürüyüş gibi diğer biyometrik kimliklerle karşılaştırıldığında, daha güçlü damarlar uygulamada bazı mükemmel avantajlar gösterirler.

Sherry ve Dong,(2017) tarafından yapılan çalışmada momentler için geliştirilmiş bir sabiti ele alırken, Cross ve Smith açısı ve yönü olan doğrudan bir vektör kullanmayı tercih etmiştir.

Nani ve Törel (1994) tarafından yapılan çalışmada, 3 boyutlu ve 2 boyutlu görüntüler için çalışmalar yapmışlardır. Çalışmada, “ikilihistogram kesişiminin minimizasyonu” metoduna göre ,tek bir noktayla pek çok nokta arasındaki uzaklığın bulunması için. ise “Dizisel İleri Kayan Seçimi” metodu geliştirmişlerdir.

Shan ve Lu, (2013) tarafından yapılan çalışmada karşılıklı bilginin artırılmasını sağlayan bir metot önerilmiştir. Yapılan çalışmalar bu metotun karakteristik seçiminde oldukça başarılı olduğunu ortaya koymuştur.

Weber, (2003) tarafından yapılan çalışmada, yeni bir method geliştirmişlerdir. Bu metot teorik olarak kişiye ait örüntülerin algılanmasının sadece ışık ve ses gibi

dürtüleri bağılı olmadığı düşüncesine dayanmaktadır. Ancak bu dürtülerin şiddetine de bağılıdır. Bu metotta iki bölüm vardır. Birincisi ayrımsal değişimdir, yani şu iki terimin oranıdır; elimizdeki pikseldeki yoğunluğun komşu piksele göre değişimi ve elimizdeki pikselin yoğunluğu. İkincisi ise yönelimdir, yani elimizdeki pikselin meyil yönelimidir. Herhangi bir görüntü için bu metotun histogramı hazırlanırken her iki parça da dikkate alınır. Ayrıca bu metot yüzün algılanması gibi bazı uygulamaların karşılaştığı sorunların çözümünde oldukça etkili olmuştur. Bazı çalışmalarda bu metodun LBP ile beraber kullanıldığını belirtmekte fayda vardır.

Meng ve Qiang, (2003) tarafından yapılan çalışmada, ortaya konan Gauss karışım modellerine çok kısa değinelim. Bu metotta LBP'de yaşanan kuantizasyon hatalarının bir önemi olmamaktadır. Bu amaçla karakteristik olarak tekdüze LBP kullanılması tavsiye edilmiştir, bu gereksiz olan bölgelerin işleme alınmamasında yardımcı olacaktır, bu bölgeler bazen proseste örüntü olarak kabul edilirler. Tekdüze LBP kullanılırken, resmin inceltilmeye artık ihtiyacı yoktur. LBP'nin resimleri tanımlamada oldukça etkili ve verimli olduğu gösterilmiştir. Ayrıca sınıflandırma çalışmalarında kalitesi de ortaya konmuştur. LBP şu şekilde çalışmaktadır. Ajay ve Zhou, (2012) tarafından yapılan çalışmada, HKPU-FV olarak bilinen ikinci veritabanı ise tarafından oluşturulmuştur.

Meng ve Qiang, (2003); Yanagawa, Aoki ve Ohyama,(2007) tarafından yapılan çalışmada, armak damarlarının, bir ağa rastgele gelişebilen ve bir boyunda yayılan ve özdeş ikizler ve hatta tarafından kanıtlanmış bir bireyin farklı yüzleleri arasında bile oldukça benzersiz olduğuna inanılan subkütan yapılarıdır. Biyometrik bir kimlik olarak, parmak damarlarını evrensellik, teklik, kalıcılık, vb. birçok özelliğe sahip olduğunu göstermişlerdir.

Zhang, vd., (2007) tarafından yapılan çalışmada, cihaz boyutları hakkında en güçlü damar yakalama cihazları, avuç içi tabanlı doğrulama cihazlarına kıyasla daha küçük olduğunu söylemişlerdir.

Sato, (2012) tarafından yapılan çalışmada, geniş ven, çok sayıda araştırma ilgisi ve ticari uygulama alan, kişiselleştirilmiş tanımlama için umut verici bir biyometrik model gelişmiştir.

Bai vd., (2011); Vlachos ve Dermatas, (2013); Yu vd., (2009) tarafından yapılan çalışmalarında, genel olarak, nter ven tanıma, dört ana prosedürü içerir: görüntü yakalama, ön işleme, özellik çıkarma ve eşleştirme. ROI (İLGİ ALANI) tabanlı yöntemler, ağ tabanlı yöntemler ve minutia bazlı yöntemler öne sürmüşlerdir. Özellikle, görüntü yakalama bir ingererde damarları görselleştirir. Ön işleme esas olarak görüntüleri arttırdığını söylemişlerdir.Öznitelik çıkarma, gösterim için damar paterninin özelliklerini tespit eder ve eşleştirme, tanıma için iki tane daha ince ven görüntüsü arasındaki benzerliği ölçtüğünü belirtmişlerdir. Daha güçlü damar tanıma avantajları göz önüne alındığında, özellik ekstraksiyon kurallarına göre üç kategoriye giren çok sayıda yöntem önerilmiştir.

Meng vd., (2012); Lee vd., (2013); Lee vd., (2011) tarafından yapılan çalışmalarında, YG temelli yöntemlerde, özellikler, ROI (ilgi alanı) parmak ağ segmentasyonu olmaksızın tüm ROI(ilgi alanı)'den çıkarılır. Umut verici deney sonuçları bildirilmiş olsa da; Uygulamada, bu ROI (ilgi alanı) tabanlı yöntemler, bazı sınırlamalardan muzdarip olabilir. Öncelikle, biyometrik tanıma alanlarının en zor problemlerinden biri olan görüntü hizalama, bu yöntemlerin çoğunda, genellikle yön ve pozisyonda değişen yakalanmış örüntülerden kaynaklanan kritik bir adımdır. İkinci olarak, damar dışı bölgelerden çıkarılan birçok özellik gürültülüdür, bu da kaçınılmaz olarak tanıma performansını azaltır. Genel olarak, ROI (ilgi alanı) içindeki damarların oranı nispeten küçüktür, örneğin MLA veritabanında yaklaşık% 41.05 ve Poly -U veritabanında% 44.32'dir. Üçüncüsü, bu yöntemlerin depolama için nispeten daha büyük şablonlara ihtiyacı vardır, bu da fi nger ven eşleştirme işleminde düşük işlem hızına yol açar. Bunun nedeni, özelliklerinin yalnızca etkin bölgeler yerine tüm YG'den gelmesidir.

Qin veYu, (2011) tarafından yapılan çalışmalarında, ağ tabanlı yöntemlerde, daha büyük olan damar ağları parçalara ayrılır ve daha sonra özellikleri bölümlere ayrılmış ağlardan çıkarılır. İnce damar görüntülerinin nitelikleri ve bölümlendirme algoritmalarının kısıtlamaları nedeniyle, bölümlendirme sonuçları çoğu zaman tatmin edici değildir ve bu nedenle tanıma doğruluğunu bozar, ancak bu arada damar dışı bölgelerin çoğu sesleri ile birlikte bölümlendirme işleminde çıkarılabilir.

Cui ve Yang, (2011) tarafından yapılan çalışmalarında, birçok ağ-temelli yöntem, aynı zamanda, ve nger ven görüntüsünün varyasyonlarına da duyarlıdır. Her ne kadar önerilen yöntemler gibi, bu varyasyonlar için çok az sayıda yöntem sağlamsa da, genel olarak damar ağının global yapı tescili için eşleştirme sürecinde yüksek hesaplama karmaşıklığına sahiptirler.

Literatür taramasından da görülebileceği gibi, bütün bu metotların ortak noktası, segmentasyondan sonraki istenen resimden karakteristiği çıkarılmasıdır. Buna rağmen, şunu belirtmek gerekir ki, Literatür çalışmalarından da görüldüğü gibi, LBP (Yerel İkili Örüntü) ve GLCM (Gri Seviye İkincik Oluşum Matrisi) metotları ayrı ayrı kullanılmışlardır. Segmentasyon çözümlenmesi gereken bazı hatalara da sebep olabilmektedir. Eğer bu hataların üstesinden gelinmezse resmin bazı çok önemli kısımları kaybedilebilir ve bunun sonucunda eldeki resim hiç bir işe yaramayacaktır.

Bu tezin amacı, şu an yaygın olarak kullanılan parmak damar veritabanlarında var olan veriler üzerinde, dalgacık dönüşümü kullanarak görüntü sıkıştırma ve daha sonra bu görüntülerden yerel ikili örüntü LBP kullanarak özellik çıkarma, ve ardından LBP'nin performansını literatürde bahsedilen bazı metotlarla kıyaslamaktır. Bu metotlar temel bileşenler analizi (PCA), maksimum entropi, geleneksel yerel ikili örüntü vb.dir. Son olarak parmak damar görüntüleri kullanarak insan tanımlamada olabilecek en iyi senaryo ortaya çıkarılacaktır. Söz konusu metot geliştirilmeye ve tanımlamadaki başarı yüzdesi artırılmaya çalışılacaktır.

Tez çalışmamızda parmak kan damarlarının özelliği çıkarılması için ilk önce dalgacık dönüşümünü kullandık, daha sonra GLCM metodunu LBP metoduyla birleştirerek yeni bir method geliştirdik (GLCM +LBP+DWT).

Bu yeni geliştirdiğim method ile dalgacık dönüşüm sisteminin performansını iyileştirerek görüntüyü 2 kat sıkıştırdık. Bunun yararı verilerin boyutunu düşürerek, algoritmanın hızlı ve cevap vermesini sağladılar. Bizim geliştirdiğimiz bu yeni method literatürde şu ana kadar uygulanmamış olup dünyada ilk kez bizim tarafımızdan uygulanmıştır. Bu tezin getirdiği yenilik şu iki noktada olmuştur. Daha önce parmak damar izi tanımlamada kullanılmamış özellik çıkarıcı metotların

kullanılması.Bütün bu metotların öteleme, döndürme ve parazit gibi durumlarda performanslarının değerlendirilmesidir.

Bu tez beş bölümden oluşmaktadır. Tezin birinci bölümünde, çalışmanın önemi ve literatür çalışmalarının sonuçları değerlendirilmiştir. Parmaktaki damarların karakteristiğinin ortaya çıkarılması doğal olarak en önemli adımdır. Bu aşamada farklı metotların kullanımını tartışılmıştır. Birinci metot ,örüntülere dayalı İkinci metot ,resmin boyutunun küçültülmesi ve üçüncü metot ise yerel ikili örüntü (local binary patterns - LBP) metodudur.

Tezin İkinci bölümünde, Yerel ikili örüntü (LBP) methodu ve GLCM hakkında özlü bilgiler ayrıntılı olarak matematiksel bağıntılarıyla detaylı olarak verilmiştir Buna ek olarak, orijinal LBP'ye ek olarak ZABIH ve WOODFILL'in Sayım Dönüşümü (CT) olarak isimlendirdiği metoda da değinmeliyiz.

Üçüncü bölümde, kullandığımız methotların lisanslı MatLAP-2015 ve simülasyonları hesaplandı.

Dördüncü bölümde, elde edilen simülasyon sonuçlarının ölçüm değerleri tablo ve grafik hâlinde sunulmuş ve diğer methodlardan olan farklılıkları avantaj ve dezavantajları incelenmiştir. Beşinci bölümde sonuç ve tartışmalarla yeni öneriler sunulmuştur.

2. KURAMSAL BİLGİ

2.1. Eşleştirmeler (Düzenli Örüntüler)

Pek çok görüntü işleme metodunun eldeki görüntünün döndürülmesinden etkilenmeyecek özelliklerinin olması istenen bir şeydir. $LBP_{(p,r)}$ örüntüleri merkez pikselin etrafındaki pikseller yardımıyla hesaplanmasından ötürü, görüntünün döndürülmesinin iki etkisi vardır;

- a. Komşuluktaki her bir pikselin konumu değişir.
- b. Her bir komşuluk dahilinde merkez pikselin etrafında dairesel bir şekilde dizilmiş olan noktaların oryantasyonu değişir.

Orjinal operatorün bir başka varyasyonu ise düzenli örüntüleri kullanır. Bunun için bir düzenlilik kriteri kullanılır; U bir örüntüdeki 0 ve 1'ler arası değişiklik sayısı olarak tanımlanırsa, bir örüntünün düzenli olabilmesi için U 'nun, yani bu geçişlerin toplam sayısının en fazla 2 olması gerekir. Örneğin 00010000'de sadece 2 geçiş olduğu için düzenli olarak tanımlanır ancak 01010011'de 6 geçiş olduğu için düzenli değildir. Düzenli LBP eşleştirmelerinde, her bir farklı düzenli örüntü için farklı bir çıktı varken, düzenli olmayan bütün örüntülerin bir tek çıktısı vardır. Bu durumda merkez pikselin komşuluğunda P piksel varsa, mümkün olan çıktı sayısı $P(P-1)+3$ 'tür, bunların $P(P-1)+2$ tanesi düzenli, 1 tanesi de bütün düzenli olmayan örüntülerin hepsi içindir (Pietikäinen, vd., 2011).

Düzenli olmayan örüntülerin ihmal edilmesinin farklı sebepleri vardır. Birincisi, doğal görüntülerdeki örüntülerin büyük çoğunluğu düzenlidir. Ojala ve arkadaşları farklı görüntüler üzerine yaptıkları bir çalışmada, (8,1)'lik komşuluk kullandıklarında düzenli örüntülerin tüm örüntülerin hemen hemen %90'ını oluşturduğunu, (16,2)'lik bir komşulukta ise aynı oranın %70 civarında olduğunu buldular (Pietikäinen vd., 2011).

2.2. Yerel İkili Örüntü (LBP)

Pek çok farklı çalışmada yerel ikili örüntü (LBP) en kullanışlı metotlardan biri olarak kabul edilmiştir. Pek çok uygulamada oldukça kuvvetli sonuçlar ortaya konmuş ve bu metot bilgisayarla görme, fotoğraf analizi gibi epeyce farklı alanlarda çok yaygın kullanılır hale gelmiştir. Bilgisayarla görme ve görüntü işlemede parmak damarlarının karakteristiğinin çıkarılması önemli bir rol oynamıştır. Bir pikseli etrafındaki piksellerle beraber ele almasıyla meşhur olan bu metot ilk olarak Ojala ve arkadaşları tarafından kullanılmıştır. Ayırt etme performansı ve işlem süresi gibi kriterler göz önünde bulundurulduğunda etkili ve verimli olması sebebiyle bu metodu tavsiye eden pek çok uygulama bulunmaktadır. Yerel ikili örüntü (LBP) pikselin etrafındaki 3*3'lük alandaki değerlerin ele alınmasıyla çalışır. Daha sonra bu alanda kalan piksellerle ortadaki pikselin farkı bulunur (Zhang, vd., 2010).

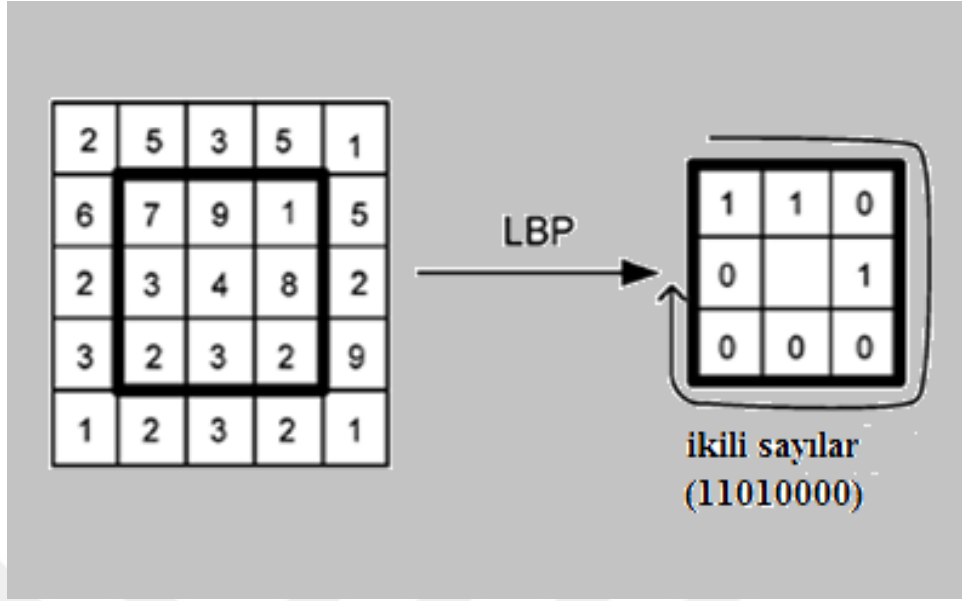
Bu metoda ait kıyasalama fonksiyonu $f(I(Z_0), I(Z_i))$ şu şekilde tanımlanabilir.

$$f(I(Z_0), I(Z_i)) = \begin{cases} 0, & \text{if } I(Z_i) - I(Z_0) < 0 \\ 1, & \text{if } I(Z_i) - I(Z_0) > 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

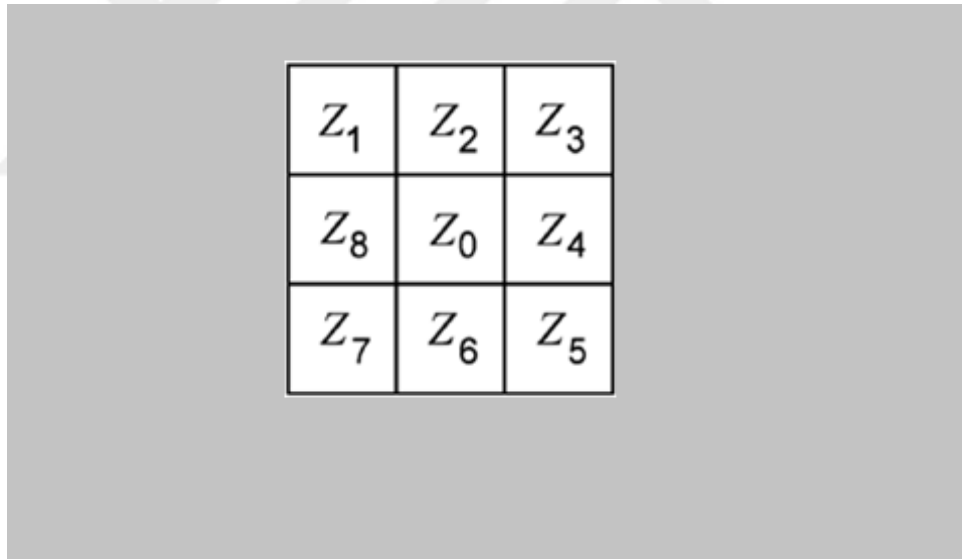
Burada Z_i 'ler ($i = 1, 2, \dots, 8$) merkezdeki Z_0 pikselinin etrafındaki diğer pikselleri simgelemektedir. Burada bu yaklaşımı mikro örüntü olarak tanımlayabileceğimizi belirtebiliriz çünkü elimizdeki ikili sistemde bir sayı dizisinden ibarettir.

Şekil 2.1 ve Şekil 1.2'de, LBP mikro örüntünün 0 noktasında nasıl çalıştığını görebiliriz. Bu mikro örüntüyü temsil eden bloklar resim hakkında, yerel ve kenarlarının özellikleri gibi çok önemli bilgiler içermektedir.

Son olarak yerel ikili örüntü (LBP) metodu basit yaklaşımı karakteristik elde etmede sağladığı kolaylıklarla çok güzel sonuçlar ortaya koymuştur (Zhang vd., 2010). Görüntü işlemede pek çok noktada yaptığı düzeltmelerle yüz tanımda da çok etkili olmaktadır.



Şekil 2.1. Mikro görüntünün çalışma mantığı.



Şekil 2.2. Sekizli komşuluk örnek mantığı.

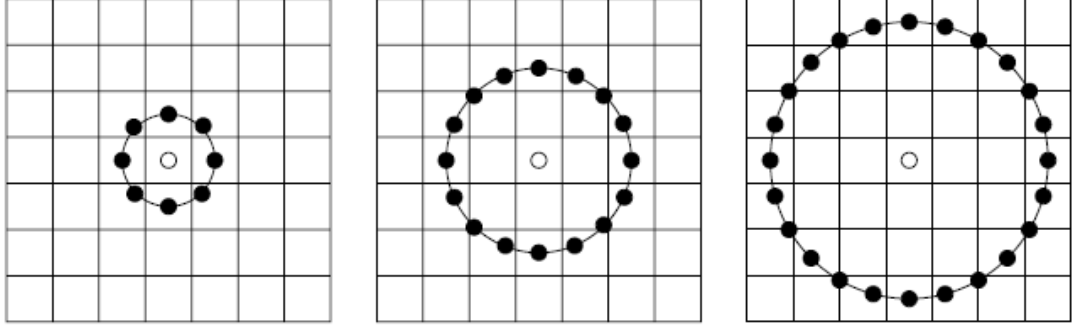
2.3. Yerel İkili Örüntü Konsepti

LBP operatöründen esinlenen pek çok metot vardır. Görüntülerde komşuluk tanımlamalarının başarıyla geliştirilmesi de bu şekilde olmuştur. Bunlardan birisi yerel faz kuantizasyonudur. Bu metot komşulukta Fourier Transformunun uygulanacağı faza bağlıdır. Bazı koşullar altında faz değişmeyen bir özellik olarak görülebilir. Son zamanlarda bu metot değişmeyen özellik tanımlamada oldukça

yaygın kullanılmaya başlamıştır. LBP yaklaşımıyla kıyaslayacak olursak, bu metodun histogramı yüzey tanımlama maksadıyla kullanılmaktadır. Ayrıca bu metod bulanıklığa duyarsızdır ve bu yüzden özellikle yüz tanımlamada olağanüstü başarılı olduğu kanıtlanmıştır.

LBP (yerli ikili örüntü) adeta elindeki herhangi bir resimden, sayılarla yapılmış yepyeni bir resim elde eden ressama benzetilebilir. Bu konseptin en ideal ve en yaygın kullanımı hareketsiz resimler için yapılmakla beraber, kaydedilen resimlere ve hacimsel uygulamalar için de konsept benzer şekilde genişletilmiştir. LBP'nin çalışma mantığında önemli bir husus elde edilen resimdeki noktaları sembolik bir şekilde, yani sayılarla ifade edebilmektir, çünkü bu bütün işlemlerde gerekli olacaktır. Temel LBP operatörü, mucidi OJALA ve arkadaşlarının tanımladığı şekliyle, bir yüzeyin yerel olarak birbirini tamamlayan iki noktadan değerlendirilebileceği düşüncesine dayanıyordu, yerel mekansal örüntüler ve yerel olarak gri düzeyi (Pietikäinen vd., 2011). LBP uygulamasında LBP operatörü pikselleri onluk sistemdeki sayılarla işaretler, ve bu şekilde ortaya çıkan sayılar kümesine Yerel İkili Örüntüler veya LBP kodları denilir. Yukarıdaki Şekilde gösterildiği şekilde, bu işlem esnasında referans noktası olarak alınan pikselin etrafındaki diğer sekiz pikselle grilik düzeyleri karşılaştırılır. Daha sonraki adımda ise bu kıyaslamalarda grilik düzeyi düşük olan piksellere 0, yüksek olan piksellere ise 1 rakamı verilir. Bu şekilde ortaya çıkan sekiz rakam, sol üst köşeden başlanarak saat yönünde bir araya getirilir. Daha sonra ise ikilik sistemde yazılmış olan bu sayı onluk sistemdeki değerine çevrilir (Pietikäinen vd., 2011). LBP'nin önerdiği 3*3'lük komşuluğun kullanımıyla dominant karakterlerin elde edilmesi (yani noktaların göreceli olarak değil, gerçekten en yüksek grilik düzeyinin tespiti) mümkün değildir, bu da LBP'nin önemli kısıtlamalarından biridir. Farklı örüntü ve örüntülerle de kullanabilmek için, LBP'nin temel yaklaşımı "etrafındaki noktalar" veya "yakın komşuluğundaki noktalar" olarak genelleştirilmiştir (Huang, Shan, vd., 2011) Peki bu durumda "yakın komşuluk" nedir, nasıl tanımlanabilir, Yakın komşuluk olarak, merkezdeki bir noktaya eşit uzaklıktaki noktalar kümesi veya matematiksel tanımıyla merkezi belli olan bir çember üzerindeki noktaları düşünebiliriz. Bunu yaptığımızda eğer çember üzerinde kalan istenmeyen noktalar olursa, bu noktalar da dahil edilmelidir. Şekil 2.3'de LBP mantığının modifiye edilmesiyle elde edilen farklı

“yakın komşuluklar” görülmektedir. Bunların ilki (8, 1), yani standart LBP’yi ikinci ve üçüncü ise (16, 2) ve (24, 3)’ü göstermektedir. Burada ilk bileşen etraftaki komşu nokta sayısını, ikinci bileşen ise merkez piksele olan uzaklığı göstermektedir. Yani (P,R) ikilisi olarak düşünürsek P nokta sayısını, R ise yarıçapı simgeler (Pietikäinen vd., 2011).



Şekil 2.3. Modifiye edilmiş LBP (Yerel İkili Örüntü).

Temel olarak, eğer (X_k, Y_k) bir pikselin koordinatları ise, bu pikselin alacağı onluk sayı değeri:

$$LBP_{p,r}(X_k, Y_k) = \sum_{p=0}^{p-1} s(i_p - i_c) 2^p \quad (2.2)$$

Burada i_c merkezdeki pikselin grilik düzeyi, i_p komşuluktaki noktaların grilik düzeyidir. F(x) fonksiyonu da şu şekilde tanımlanır,

$$F(x) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } x \geq 0 \\ 0, & \text{eğer } x < 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

Yukarıda belirttiğimiz şekilde, gri tonlama dönüşüme uğrasa bile LBP’nin davranışı ve performansı kesinlikle değişmemektedir. Ayrıca ölçülebilir miktarda parlaklığı da muhafaza etmektedir. Bunlar altı çizilmesi gereken önemli hususlardır.

$LBP_{(P,R)}$ fonksiyonunun olası 2^P çıktı değeri vardır. Bu sayı merkezdeki pikselin etrafındaki piksellerden kaynaklanabilecek olası 2^P farklı ikili örüntülerden ortaya çıkar. Burada önemli bir nokta, noktaların pozisyonu değiştiğinde, mesela diyelim ki resmi döndürdüğümüzde, doğal olarak komşuluktaki noktaların pozisyonları da değişir, ancak değeri her iki durumda da 0 veya 1 olan piksellerin pozisyonu değişmemiş olur. Buna basit bir örnek vermek gerekirse ikilik sistemde aynı pikselin LBP değeri, döndürmeye bağlı olarak 0011 olarak da 1100 olarak da hesaplanabilir, birincide alacağı ondalık değer 3'ken ikincide alacağı değer 12'dir. Dolayısıyla bu döndürmenin etkilerini ortadan kaldırmak için, döndürme karşısında değişmeyecek bir metot kullanmamız gerekir; bu da şu şekilde tanımlanmıştır.

$$LBP_{P,R}^{Ri} = \min \{ROR(LBP_{P,R}, i) \mid i = 0, 1, 2, \dots, P - 1\} \quad (2.4)$$

Burada. $ROR(x, i)$, x noktasının etrafında diğer komşu noktaların i defa döndürülmesiyle ortaya çıkacak yeni LBP değerini ifade eder. $LBP_{P,R}^{Ri}$ resimdeki mikro-özellikleri döndürme karşısında değişmez nitelikte ortaya koymaktadır, bundan dolayı bazı makalelerde bu metoda özellik tespit edici denilmiştir. Bununla beraber, bazı makalelerde ise, $LBP_{P,R}^{Ri}$ 'nin zaten her örüntünün ortaya çıkış frekansını içerdiği, bu yüzden herhangi bir ek bilgi verilmesinin gerekli olmadığı gösterilmiştir. Ayrıca 45° lik aralıklarla yapılan nicelemelerde geniş bir varyasyon olduğu bilinmektedir (Huang vd., 2011). Farklı çalışmalarda ortaya konduğu gibi, bir kısım yaklaşımlar ve metotlar üzerine uygulandıkları görüntü ve resimlerle ilgili diğerlerinden daha fazla bilgi vermektedir. Ayrıca, eğer eldeki resimdeki örüntülerle ilgili bir çalışma gerekliyse, yapılabilecek tek şey 2^P 'lik ikili örüntülerin kullanılmasıdır. LBP metodunu bulan ve ilk uygulayan OJALA ve arkadaşları, bu örüntüleri düzgün örüntüler olarak tanımladılar ve $LBP_{p,r}^{U2}$ ile simgelediler. Bir LBP'nin düzgün örüntüye sahip olup olmadığı şu şekilde anlaşılır; dairesel bir şekilde etrafındaki noktaların aldığı değerler takip edildiğinde (yani merkez piksele göre aldıkları 0 veya 1 değerleri), eğer en fazla 2 kez $0 \rightarrow 1$ veya $1 \rightarrow 0$ geçişi oluyorsa bu örüntü düzgün kabul edilir. Mesela "00000000" (0 geçiş) ve "00111000" (2 geçiş) düzgün örüntüye örneklerdir, ancak "11001001" (4 geçiş) ve "01010011" (6 geçiş)

düzgün örüntü değillerdir. Ayrıca eğer örüntü bit dizisi içeriyorsa dairesel örüntü olarak tanımlanır (Huang vd., 2011).

Bazı arařtırmalarda (8,1)'lik bir yerel ikili örüntü kullanıldığında, resimlerdeki örüntülerin %90'ının düzgün örüntü olduđu, (16,2)'lik bir yerel örüntü kullanıldığında ise aynı oranın %70 olduđu saptanmıştır. "Feret veritabanı" üzerinde yapılan bir başka çalışmada ise (8,1)'de örüntülerin %90,6'sının, (8,2)'de ise %85.2'sinin düzgün olduđu saptanmıştır.

Bunlara ek olarak Shan ve Gritti tarafından yakınlarda yapılan yüz ifadelerinin tanımlanmasına yönelik bir çalışmada ise, bu ifadelerin en fazla düzgün örüntülerden elde edilebileceđi gösterilmiştir. Bu iki arařtırmacı yüzün ilgili alanlarının algılanmasında ve tanımlanmasında ADABOOST kullanmışlardır. Yaptıkları deneylerin ortaya koyduđu sonuç kısaca (8,2)'lik LBP kullanıldığında örüntülerin %91'inin düzgün çıkmasıdır.

Bunu ile birlikte düzgün olmayan örüntüleri bir araya getirdiğimizde, 2^P 'den daha az sınıf ortaya çıkmaktadır. Esas olarak 8 piksellik bir komşuluk için toplam çıkabilecek basit LBP sınıfı 256 adettir, ve bunlardan ancak 59'u LBP^{U2} 'dir (Huang vd., 2011).

Buna yanısıra orijinal LBP'ye ek olarak Zabih ve Woodfill 'in "Sayım Dönüşümü (CT) olarak isimlendirdiđi metoda da değinmeliyiz. Bu yöntem LBP yöntemine benzemektedir. CT de, merkezdeki pikselin etrafındaki yerel komşulukta aynı şeyi yapmakta ve bir 0-1'lerden oluşan ikilik sistemde bir sayı elde etmektedir. Bu iki metot (LBP ve CT) arasındaki tek fark sayı dizisinin sıralamasıdır (Huang vd., 2011).Şekil 2.4 de özellik çıkarma ve tasarlan systemin algoritması gösterilmiştir.

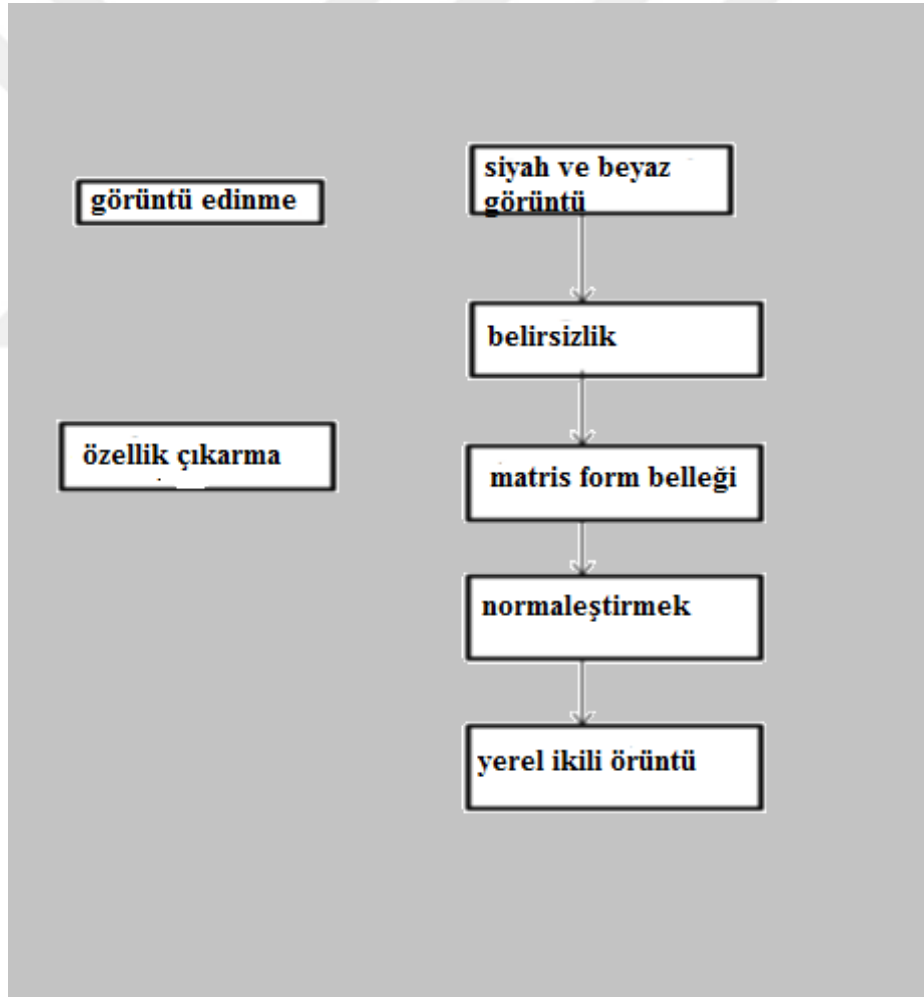
2.4. Görüntü Önileme

Elde edilen ilk görüntü hem parazit hem de gereksiz ekstra pek çok unsur içermektedir. Bu görüntünün içinden parmak damarıyla ilgili kısmı çıkarmak için řu

yol izlenir (Rosdi vd., 2011).a)İlk görüntü okunur ve b)Bu ilk görüntü gri tonlamalı hale getirilir, yani grileştirilir. Piksellerin %5'i rasgele seçilir ve siyaha dönüştürülür.

2.5. Resmin Saklanması

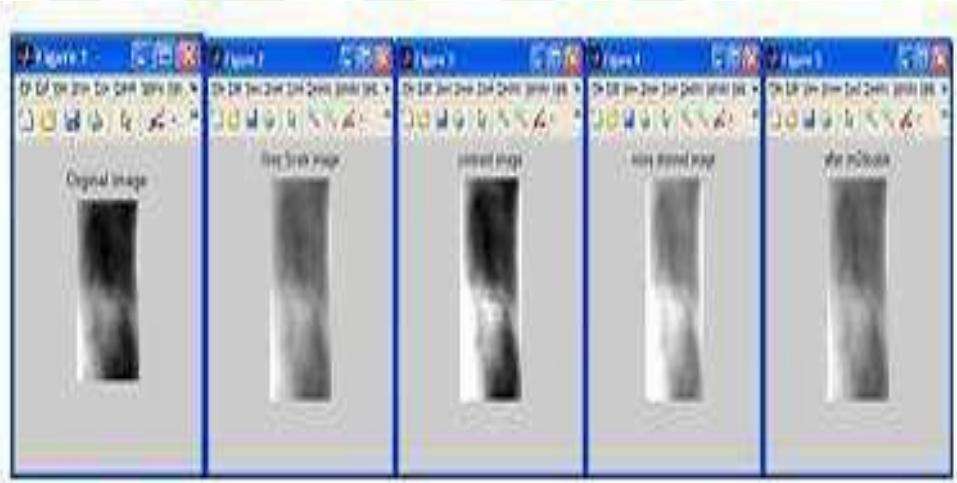
Elde edilen görüntü $1 \times n$ matris formunda saklanır. Bundan sonra elde edilen bütün özelliklerin normalize edilmesi gerekir. Normalizasyon için min-max metodu kullanılır. For normalization we use min-max method. Nihai olarak ortaya çıkarılan yerel ikili örüntüdür (LBP) (Huang, Dai, Li, Tang, ve Li, 2010) .



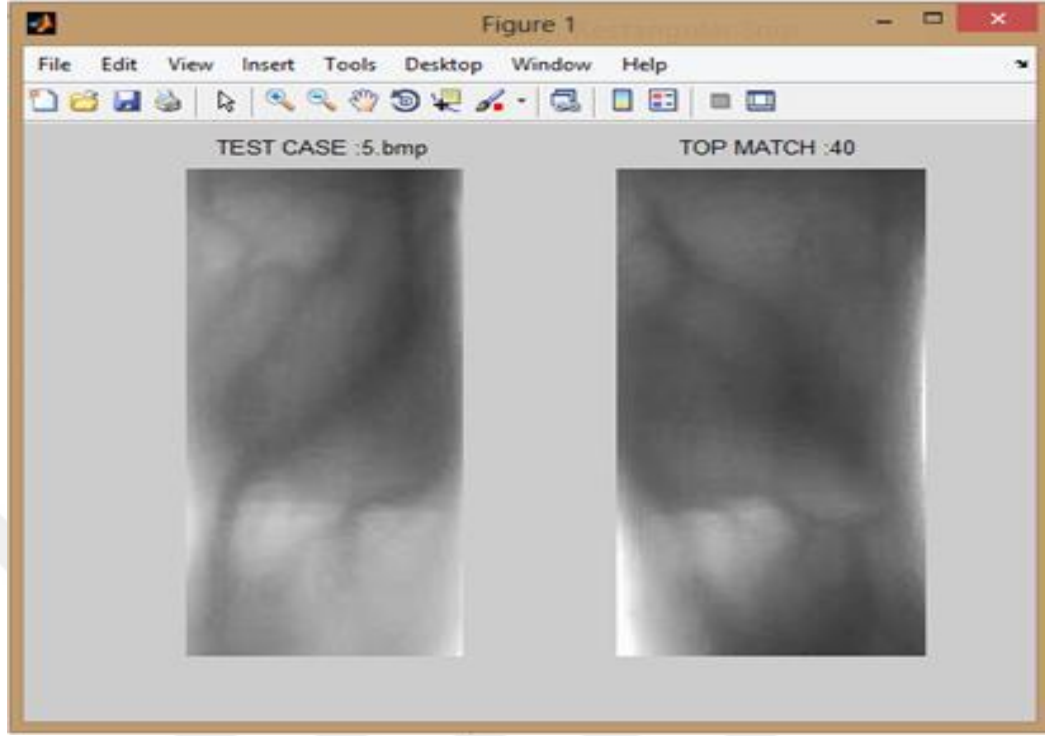
Şekil 2.4. Özellik çıkarma ve tasarlan systemin algoritması.

2.6. LBP Operatörü

Elde edilen resim yerel ikili örüntüdür local binary pattern. Artık yerel özellikler üzerine çalışılmaya başlanır (Wahi, 2016). LBP operatörü görüntünün yerel özel yapısını özetler. Ayrıca, LBP merkezdeki pikselle komşu olan diğer piksellerin grilik düzeyini karşılaştırır. Söz konusu görüntüdeki bütün noktalar, yani pikseller, birer LSB koduyla etiketlenir. Başlangıçta LSB görüntüyü farklı bloklara ayırır ve her bir blok için LSB histogramlarını hazırlar. Daha sonra bu görüntüyle ilgili bütün LSB histogramları bir araya getirilir ve bu son LSB vektörü bir vektör halini alır. Şekil 2.5'de parmak damarına ait bir resmin önışlemeden sonraki hali gösterilmiştir. Şekil 2.6'da ise, parmak damarı görüntüleri (LSB) gösterilmiştir.



Şekil 2.5. Parmak damarına ait bir resmin önışlemeden sonraki hali.



Şekil 2.6. Parmak Damarı Görüntüleri (LSB).

2.7. LBP'nin Varyasyonları

Yakın zamanlarda, farklı uygulamalarda LBP metodu performans artırma amaçlı olarak geliştirilmiştir ve ortaya farklı varyasyonlar çıkmıştır. Bu varyasyonlara kısa bir genel bakış aşağıdaki tabloda sunulacaktır (Huang vd., 2011). İlk olarak ortaya konulan LBP metodunda yapılacak iyileştirmeler genellikle şu hususlara odaklanmaktadır;

- Ayrıştırma özelliğinin geliştirilmesi,
- Sağlamlığın, dayanıklılığın, güvenilirliğin artırılması.
- Komşuluğun seçimi.
- 3 boyut için genişletme ve
- Farklı özelliklerle çeşitli kombinasyonlar.

Tablo 2.1’de LBP'nin son varyasyonlarını durumları gösterilmiştir. Yerel ikililerin pek çok değişmezleri vardır, bu değişmezlere şimdi genel bir bakış yapalım. LBP’yi hesaplayabilmek için, x pikselinin ve etrafındaki R yarıçap mesafesindeki P tane noktanın grilik düzeyleri kıyaslanır. Döndürmeye karşı değişmez bir değer hesaplayabilmek için, geri kalan $P-1$ durum (döndürme sonrası oluşacak durumlar) için de aynı değerler hesaplanır ve içlerinde en küçük değer alınır. Eğer komşuluktaki $P-1$ nokta arası dairesel sıralamada 0 ve 1 arası geçişler toplamda 2 veya daha az ise bu durumda bu örüntüye düzgün örüntü denilir, P nokta üzerinde olabilecek toplam düzgün orantı sayısı ise $P+1$ ’dir. Verilen bir görüntü işleme esnasında toplam olarak $P+2$ bloğa ayrılır. Bunların $P+1$ tanesi düzgün, kalan 1 tanesi de düzgün olmayan örüntüler içindir (Nanni ve Brahmam, 2010).

Merkezdeki pikselin etrafındaki noktaların tanımlanması konusuna ve döndürme karşısında değeri değişmeyecek değer hesabına daha önce değinmiştik. Ne var ki yüz tanıma hususunda LBP’nin eksik kaldığı hususlar çeşitli araştırmalarla ortaya konmuş bulunmaktadır. Bunun bir sebebi insan yüzünde, yerel olarak da olsa dairesel bir döndürmenin mümkün olmamasıdır. Bunu göz önünde bulunan bir grup araştırmacı, LBP’nin temel mantığıyla hareket eden, ancak dairesel komşuluk yerine elipsel komşuluğu kullanan yeni bir metot geliştirdi ve bu metoda eliptik metot ismini vermiştir.

LBP’nin bir başka varyasyonu da “orta simetrik LBP”dir (CS-LBP). Bu varyasyonun yaklaşımı, yerel ikili örüntülerden daha küçük bloklar elde etmektir. Bu da her bir pikseli merkezdeki pikselle kıyaslamaktansa, merkezdeki piksele göre birbirlerinin simetriği olan piksellerden sadece birinin kıyaslanması yoluyla elde edilir. LBP yaklaşımıyla $3*3$ ’lük bir komşulukta toplam 2^8 (yani 64) örüntü mümkünken bu şekilde toplam örüntü sayısı 2^4 (yani 16) olmaktadır (Nanni vd. 2010).

Tablo 2.1. LBP'nin son varyasyonlarının karşılaştırılması.

Alt kısımlar	Varyasyonlar	Özellikler
Ayrıştırma kapasitesinin geliştirilmesi	Hamming LBP	Düzgün olmayanı düzgün yapma
	Geliştirilmiş LBP	Ortadaki noktayı etkileyen her şeyi elde etme. Tasarımı sunma.
	Tam LBP	Büyüküğün bilgisini verme
	Yükseltilmiş LBP	2 boyuttan daha yüksek boyutlar için işlem yapma
Gücün artırılması	Pürüzsüz LBP	Pek çok komplike koleksiyon elde etme
	LTP	Çok kısıtlayıcı olmayan yeni bir eşik değeri
Etraftaki noktaların seçimi	Farklı bir tarzla LBP	Verimli ve kullanışlı Mikro bilgi elde edilmesi
	Genişletilmiş LBP	Döndürmeye karşı değişmezlik
	Üçüncü Yama	Görüntü türü ile ilgili bilgi girişi
3 boyuta geçiş	LBP-üst	Etkinliğin açıklanması
	3D	Verinin 3 boyuta taşınması
Diğer karakteristik özelliklerle bir araya getirme	Elenmiş LBP	Vektörün boyutlarının küçültülmesi
	Gabor Filtreli LBP	Yüksek boyutluluk etkisi
	Fourier LBP	Genel bir döndürme değişmezliğinin kazanımı

Nihai olarak birbirine yakın düzgün örüntü alanlarında parazitlerin etkisinin ortadan kaldırılmasından bahsedelim. Burada kullanılan metodun adı yerel üçlü örüntüdür (local ternary patterns –LTP). LTP, LBP'nin yaptığı aynı kıyasları yapar fakat her bir komşu piksele 0 ve 1 değerlerine ek olarak -1 değerini de verebilir. Bu nedenle merkez pikselin sıfır veya sıfıra yakın bir değeri alma olasılığı yükselir ve bu değerlerdeki pikseller de kenarların tanımlanmasında büyük rol oynar.

Komşu piksellere üç farklı değer verme stratejisi, LBP'nin parazitlere karşı gücünü artırmak için başka çalışmalarda da kullanılmıştır. Parazitlere karşı etkili olan bir başka metot da medyan ikili örüntü metodudur. Bu metotta merkezdeki pikselin değeri etrafındaki piksellerin değerleri farkından bulunur. Başka çalışmalarda görüntüdeki parazitlerden kurtulmak için karşılaştırmalı bir başka düşünce de geliştirilmiş LBP'dir, bu ise yakındaki ortalama pikselden seviye farkı olan pikseli ayırtıran, bir başka LBP varyasyonudur .Bu alanda başka ilginç çalışmalar da yapılmıştır. Bazı çalışmalarda LBP ayırtırması, sınıflandırma kapasitesini yükseltmek için başka tekniklerle beraber kullanıldı. Mesela, LBP başka filtrasyon teknikleriyle beraber görüntüleri ayırtırmada kullanıldı (Nanni vd., 2010).

2.8. LBP Özellik Seçimi

Bilgisayarla görme alanında, görüntünün oldukça büyük bir kısmını algılama yetisinden ötürü yerel ikili örüntü (LBP) en yaygın kullanılan metottur. Genellikle LBP histogramlarının elde edilmesi ilk görüntünün daha küçük parçalara bölünmesi ve ana blokların özel bir vektörde toplanması ile yapılır. Dahası bazı yeni metotlar, bu vektörü istenmeyen bir şekilde daha büyük boyutlara ulaştırmaktadır. Buna örnek olarak Gabor filtreli LBP ve Genişletilmiş LBP gösterilebilir. Çoğunlukla bu metotlarla elde edilen daha büyük vektörün verdiği karakteristiklerde ilgimizi çekmeyecek hatta gereksiz pek çok ekstranın yer aldığı düşünülür (Chaudhari ve Baru, 2017).

Dolayısıyla amacımıza uygun hale getirmek için bu vektörleri küçültebiliriz. Dahası yeterli bilgi veren bir sistem kullanmak istiyorsak LBP'nin verdiği çıktının yeterince küçük olduğuna da dikkat etmeliyiz. Bu sebeplerden ötürü bu alanda yapılmış ve

yapılmakta olan pek çok araştırma bulunmaktadır. Bu konularda yapılan çalışmalarda öne çıkan iki nokta (Rosdi vd., 2011). Ortaya çıkacak karakteristik verinin boyutlarını küçültebilmek için düzgün örüntülerin kullanılması ve ortaya çıkarılan karakteristik yardımıyla özel örüntünün de ortaya çıkarılması. Bu iki noktanın her ikisinin de kendine has bir özelliği vardır. Birincisi kolaydır ancak çok fazla kısıtlaması vardır. İkincisi ise yüksek maliyetle olmakla beraber karakteristik çıkarmada oldukça başarılıdır.

Pek çok uygulamada, LBP özellikleri açığa çıkarmadan önce görüntüyü ön işleme tabi tutmak oldukça önemlidir. Mesela Gabor filtresi ve kenar tanımlama bu amaçla sıklıkla kullanılır. Farklı alanlarda LBP hesaplamaları yapılmadan önce genel olarak Gabor filtresi kullanılmıştır. Bu ikisinin beraber kullanılma sebeplerinden biri beraberce çok fazla bilgi açığa çıkarmalarıdır; LBP çok az sayıda ve kullanışlı noktaları sunarken, Gabor filtresi ise görünüm verilerini daha kapsamlı bir ölçek kapsamında kodlar (Pietikäinen vd.2011).

2.9. Rule Tekniği

Düzgün örüntüler karakteristiğinin çıkarılmasında oldukça faydalıdır ve çok yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Buna ek olarak kullanılacak başka metotlar da mevcuttur. Örneğin, Lahdenoja ve arkadaşları, görüntüyle ilgili karakteristik özellikleri taşıyan vektörün boyutlarını küçültmeyi başardı. Burada Lsym adı verilen metot, bir örüntüdeki 0 ve 1'lerin sayısına göre örüntüleri farklı simetrik sınıflara ayırmaktadır. Örneğin Lsym 00011111 ve 00011100'a iki değerini verir.

Daha önce tanımını verdiğimiz gibi, düzgün örüntülerdir, yani döndürmeyle değerleri değişmez. Bu simetrisinin en yüksek değeri en fazla 0 ve 1 bulunduran örüntüye verilir ve bu görüntüde kenarı temsil eder. Öte yandan en düşük simetri değeri ise sadece 0 veya 1'lerden oluşan örüntülere verilir. Bu çalışmada yüksek simetri değeri olan örüntülerin farklı özellikleri olduğu ve daha kullanışlı oldukları gösterilmiştir, aynı zamanda ilgili deneylerde de yüksek simetrideki örüntüler kullanılmıştır; söz konusu vektörün boyutları da yarıdan daha fazla küçültülmüştür (Rosdi vd. 2011).

2.10. Karakteristiklerin Yükseltilmesi

Bu metodun kullanımını çok önemlidir çünkü karakteristik seçiminde çok kullanışlı sonuçlar üretmektedir. Görüntü hareket ettirilirken veya ölçeklenirken görüntünün histogramının hazırlanması için daha fazla alan kazanılır. Ayrıca eğer iki farklı görüntü varsa, her ikisinin de histogramları kullanılabilir ve bunların arasındaki uzaklık hesaplamalarda kullanışlı olacaktır. Bunun yanında Ada Boost da kullanılabilir çünkü bu metod da en önemli karakteristikleri vermektedir. Diğerleriyle karşılaştırıldığında oldukça güzel sonuçlar vermektedir ancak histogramı yerel alanları hesaplamamaktadır. Aynı sonuçları veren pek çok makale yayınlanmıştır (Liu, vd., 2013).

Histogramda n . kutu bütün alanın gerekli özelliklerini verir (Rosdi vd., 2011). Karakter ve özellik belirleme alan aşamasında yapılır. LBP'nin histogramındaki tekil noktalar bilinmek isteniyorsa, ki kimi zaman bu noktalar ilgi sahanızın dışında olabilir; Ada Boost bu konuda da oldukça kullanışlıdır. Daha önce vektörün boyutunu küçültmede performansının oldukça iyi olduğunu daha önce de belirtmiştik. Ada Boost'un belirlediği karakteristikler pek çok farklı uygulamada çok yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Yao ve arkadaşları tekil karakteristiğin seçiminde Rank Boost'u kullanmışlardır (Wang vd., 2010).

2.11. LBP Altuzay Öğrenme

Pek çok araştırmada LBP'den farklı karakteristik seçimi yapılmıştır, bunlardan biri de LPD (Doğrusal Diskriminant Analizi) eşlek uzayıdır. Zhao ve arkadaşları karakteristik seçiminde Laplace PCA yı denediler. Wolf ve Guttmann ise karakteristik seçiminde max-plus PCA metodunu uyguladılar. Çalışmalarında klasik PCA'dan çok daha iyi sonuçlar elde ettiler. Shan ve arkadaşları ise LPP (Yer Ölçümü Projeksiyonları) kullandılar.

GAO ve Wang ise LBP karakteristik seçiminde, rastgele seçilen altuzaylardan elde edilecek verilerle karakteristik yükseltmesi yaptılar (Rosdi vd., 2011).

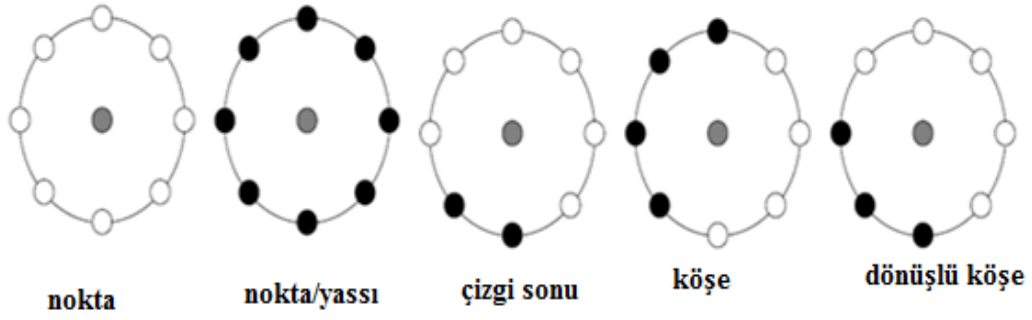
Bir diyagramın boyutunun azaltılması, yüksek boyuttan düşük boyuta doğru olur, eğer LBP karakteristiğinin seçminde eğer daha az seçeneğe sahip olmak istiyorsak bunu uygulayabiliriz. Chan ve arkadaşlarının ortaya koyduğu metot bunun güzel bir örneğidir. Bu metoda (LDA) denilir. LDA, pek çok özellik kazandırmanın yanısıra problemi farklı bir uzaya taşımaktadır. Aynı metodun pek çok ölçekte renkli görüntülerin de özelliklerini saptadığı gösterilmiştir. LDA'nın boyut problemi vardır. Bu problemin üstesinden gelebilmek için Shan ve arkadaşları kısım kısım LDA uygulamayı denediler. Bu metot vektörü parçalara ayırmaktadır. Daha sonra ise LDA her parçaya tek tek uygulanır. Bu yaklaşımın daha verimli çalıştığı bilinmektedir (Rosdi vd. 2011).

2.12. Eşleştirmeler (Düzgün Örüntüler)

Pek çok görüntü işleme metodunun eldeki görüntünün döndürülmesinden etkilenmeyecek özelliklerinin olması istenen bir şeydir. $LBP_{(p,r)}$ örüntüleri merkez pikselin etrafındaki pikseller yardımıyla hesaplanmasından ötürü, görüntünün döndürülmesinin iki etkisi vardır. Komşuluktaki her bir pikselin konumu değişir. Her bir komşuluk dahilinde merkez pikselin etrafında dairesel bir şekilde dizilmiş olan noktaların oryantasyonu değişir. Orjinal operatorün bir başka varyasyonu ise düzgün örüntüleri kullanır. Bunun için bir düzgünlük kriteri kullanılır; U bir örüntüdeki 0 ve 1'ler arası değişiklik sayısı olarak tanımlanırsa, bir örüntünün düzgün olabilmesi için U 'nun, yani bu geçişlerin toplam sayısının en fazla 2 olması gerekir. Örneğin 00010000'de sadece 2 geçiş olduğu için düzgün olarak tanımlanır ancak 01010011'de 6 geçiş olduğu için düzgün değildir. Düzgün LBP eşleştirmelerinde, her bir farklı düzgün örüntü için farklı bir çıktı varken, düzgün olmayan bütün örüntülerin bir tek çıktısı vardır. Bu durumda merkez pikselin komşuluğunda P piksel varsa, mümkün olan çıktı sayısı $P(P-1)+3$ 'tür, bunların $P(P-1)+2$ tanesi düzgün, 1 tanesi de bütün düzgün olmayan örüntülerin hepsi içindir (Pietikäinen vd. 2011). Düzgün olmayan örüntülerin ihmal edilmesinin farklı sebepleri vardır. Birincisi, doğal görüntülerdeki örüntülerin büyük çoğunluğu düzgündür. Ojala ve arkadaşları farklı görüntüler üzerine yaptıkları bir çalışmada, (8,1)'lik komşuluk kullandıklarında düzgün örüntülerin tüm örüntülerin hemen hemen %90'ını

oluşturduğunu, (16,2)'lik bir komşulukta ise aynı oranın %70 civarında olduğunu buldular (Pietikäinen vd. 2011).

Bu ihmalin ikinci sebebi ise istatistiksel sağlamlıktır. Bütün olası örüntülerdense sadece düzgün örüntülerin ele alınması, pek çok uygulamada çok daha iyi tanımlama sonuçları vermiştir. Bir taraftan düzgün örüntülerin daha kararlı olduğuna dair önemli veriler bulunurken, yani parazitten daha az etkilenirken, öte taraftan sadece düzgün örüntüleri hesaba katmak olası LBP etiketlerinin sayısını önemli oranda azaltmakta ve dağılımlarının güvenli bir şekilde tahmin edilebilmesi için daha az örnek gerekmektedir. Düzgün örüntüler sayesinde, LBP, birbirinden geleneksel olarak farklı olan istatistiksel ve yapısal örüntü analizi metotlarını bir araya getirmektedir. Her bir piksel yerel olarak etrafındaki diğer piksellerce tanımlanan basit örüntünün koduyla etiketlenir. Dolayısıyla her bir LBP kodu bir mikro-texton olarak kabul edilebilir. LBP'nin algılayabileceği basit örüntüler ışık, düz alanlar, kenarlar, kenar uçları, eğriler ve benzeridir. Şekil 1.3'te $LBP_{(8,R)}$ operatörü için bazı örnekleri sunulmuştur. Şekilde 1'ler siyah 2'ler beyaz dairelere gösterilmiştir (F. Liu vd., 2013). İstatistiksel ve yapısal yaklaşımların bir araya gelmesi fikri mikro-textonların dağılımının istatistiksel yerleşim kurallarına uygun olarak görülebmesinden doğmuştur. Bu yönüyle LBP dağılımını yapısal analiz yöntemlerinin her ikisine de sahiptir: basit örüntüler ve yerleşim kuralları. Öte yandan dağılım en nihayetinde doğrusal olmayan bir şekilde filtrelenmiş görüntünün istatistiğidir ve bu yüzden kullanılan metot da aslında istatistiksel bir metottur. Bütün bu sebeplerden dolayı LBP dağılımı, istatistiksel ve yapısal yöntemlerin gayet doğal bir şekilde uygulanabildiği ve çok çeşitli örüntüleri tanımada başarılı bir şekilde kullanılabilir (Pietikäinen vd., 2011). Şekil 2.7'de LBP ile elde edilebilecek bazı örüntüler gösterilmiştir. Şekil 2.7'deki her bir örüntü LBP den elde edilen farklı yapıları göstermektedir. Bu yapılarla sistemde farklı algılamalar vermektedir.



Şekil 2.7. LBP ile elde edilebilecek bazı örüntüler.

2.13. Döndürmeye Karşı Değişmezlik

LBP örüntülerinden her birini sembolik olarak ifade etmek istediğimizi düşünelim. Daha önce kullandığımız gibi p , toplam komşuluktaki nokta sayısı, n ise 1 değerini alan nokta sayısı ve r de aynı örüntünün döndürme sayısı olursa herhangi bir düzgün örüntüyü $U_p(n, r)$ şeklinde ifade edebiliriz. Burada bütün düzgün olmayan örüntüleri de dahil etmek istediğimiz için, $n = p + 1$ durumunu özel olarak düzgün olmayan örüntülere tahsis ettiğimizi varsayarsak n 'nin değer aralığı 0'dan $p + 1$ 'e kadar olur.

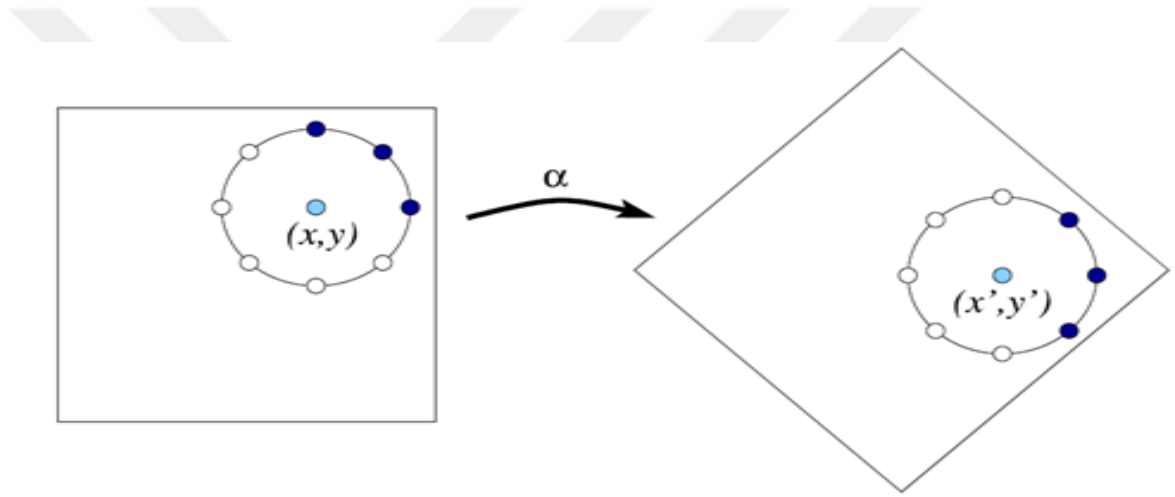
Ayrıca sadece $1 \leq n \leq p - 1$ durumunda bir döndürme söz konusu olacağından bu aralıktaki n değerleri için tanımlanan r değerleri de $0 \leq r \leq p - 1$ aralığında tanımlıdır. Şekil 2.8. X , Y matrisinin X' ve Y' matrisine dönüşümü gösterilmiştir (Pietikäinen vd. 2011). Buradaki matris dönüşümü için, $I^\phi(x, y)$ 'nin $I(x, y)$ görüntüsünün ϕ derece döndürülmüş hali olduğunu kabul edelim.

Bu döndürme altında (x, y) noktası (x', y') noktasına dönüşecektir. Şekillenim image sayısı $I(x, y)$.

Benzer şekilde $I^\phi(x', y')$ ve $I(x, y)$ 'nin komşuluğundaki noktalar da ϕ derece döndürülmüş olur.

Eğer döndürme komşuluktaki iki nokta arası açının katları şeklinde olursa, yani $\phi=c \cdot 360/p$ ve $c=0,1,2,\dots,p-1$ olursa, o zaman komşuluktaki noktalar da toplam c adım döndürülmüş olur.

Bu durumda (x, y) noktasındaki $U_p(n,r)$ düzgün örüntüsü (x',y') noktasındaki $U_p(n,r+c \bmod p)$ düzgün örüntüsüne dönüşmüş olur. Bu noktadan hareketle döndürmeyle değişmeyen ilk LBP'ler tanımlanmış (Pietikäinen vd. 2011). Sonrasında histogram dönüşümlerine bağlı döndürmeyle değişmeyen özellikler ortaya konmuştur (Pietikäinen vd. 2011). Bunları devam eden alt bölümlerde ele alacağız.



Şekil 2.8. x, y matrisinin x' ve y' matrisine dönüşümü.

2.13.1 Döndürmeyle Değişmeyen LBP'ler

Daha önce belirttiğimiz gibi örüntülü bir görüntünün döndürülmesi LBP örüntülerinin konumunu dönüştürür ve ayrıca merkez piksel etrafında da dönmelerini sağlar. LBP kodlarının histogramının hesaplanması dönüşümü normalize eder, ve döndürmenin normalizasyonu da döndürmeyle değişmez eşleştirmeye sağlar.

Bu eşleştirmede her bir LBP ikili kodu minimum değeri alacağı şekilde dairesel olarak döndürülür (Pietikäinen vd. 2011).

$$LBP_{p,r}^{ri} = \min_i ROR(LBP_{p,r}, i) \quad (2.5)$$

burada $ROR(x, i)$ bir x örüntüsünün i adım döndürülmesini ifade eder. Örneğin 8-bitlik 10000010b, 00101000b, ve 00000101b LBP kodlarının hepsi aslında 00000101b minimum koduna eşleştirilir.

Örneklemeden kaynaklanacak hatalar gözardı edilecek olursa, $LBP_{p,r}^i$ histogramının kodları sadece $\frac{360}{p}$ açısının tam katları olan döndürmelerle değişmez. Ancak sınıflandırma deneylerinden çıkan sonuç, bu tanımlayıcının düzlemsel herhangi bir açıyla döndürmeye karşı oldukça sağlam olduğunu ortaya koymuştur (Pietikäinen vd. 2011).

2.13.2 Histogram Dönüşümlü Değişimlerin Değişmezliği

Yukarıda bahsedilen, döndürmeyle değişmeyen LBP tanımlayıcısı her bir LBP kodu için bir eşleştirme tanımladı ve böylece eşleştirilen kodların histogramı da aynı şekilde döndürmeyle değişmez bir özellik kazandı. Bu kısımda ise, düzgün bir LBP örüntüsünden döndürmeyle değişmez özelliklerin hesaplamasını yapacak biz dizi histogram transformasyonundan bahsedeceğiz.

$h_l(U_p(n, r))$ düzgün LBP histogramlarını ele alalım. $U_p(n, r)$ aralığındaki h_l histogram değeri, $U_p(n, r)$ düzgün örüntüsünün I görüntüsündeki toplam sayısıdır. Eğer I görüntüsü $\phi = c \frac{360}{p}$ açısıyla döndürülürse, bu döndürme histogramda bir dizi döngüsel yer değiştirmelere yol açar, şöyle ki;

$$h_{l\phi}(U_p(n, r + a)) = h_l(U_p(n, r)) \quad (2.6)$$

Örneğin merkezi pikselin etrafında 8 komşuluk noktası varken görüntü 45° 'lik açıyla döndürülürse histogramda $U_8(1,0) = 00000001b$ aralığının değeri $U_8(1,1) = 00000010b$ aralığına, $U_8(1,1)$ 'in değeri $U_8(1,2)$ aralığına taşınmış olur vb. Dolayısıyla elde edilen ve döngüsel yer değiştirmelerle değişmeyecek özellikler kullanılabilir.

Bu özellikleri elde etmek için Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD) kullanılır (Pietikäinen vd. 2011).

$H(n, \cdot)$ 'nin $h_l(U_p(n, r))$ histogramının n . satırı olduğunu kabul edelim, yani

$$H(n, u) = \sum_{r=0}^{p-1} h_l(U_p(n, r)) e^{-i2\pi ur/p} \quad (2.7)$$

Bir makalede histogramın satırlarının Fourier magnitud spektrumuyla, yani

$$|H(n, u)| = \sqrt{H(n, u) \overline{H(n, u)}} \quad (2.8)$$

ile görüntünün döndürülmesiyle değişmeyecek özellikler elde edilebileceği gösterilmiştir (Pietikäinen vd. 2011). Bu özellik sayesinde 3 adet LBP histogram değerinden (hepsi 0, hepsi 1 ve düzgün olmayan) oluşan LBP-HF özellik vektörü oluşturulmuş ve Fourier magnitud spektrum değerleri tanımlanmıştır (Pietikäinen vd. 2011). Özellik vektörü şu şekildedir;

$$f_{v_{LBP-HF}} = \{|H(1,0)|, \dots, |H(1, p/2)| \quad (2.9)$$

$$|H(p-1, 0)|, |H(p-1, p/2)| \quad (2.10)$$

$$h(U_p(0,0)), h(U_p(p,0)), h(U_p(p+1,0)) \}_{1 \times ((p-1)(p/2+1)+3)} \quad (2.11)$$

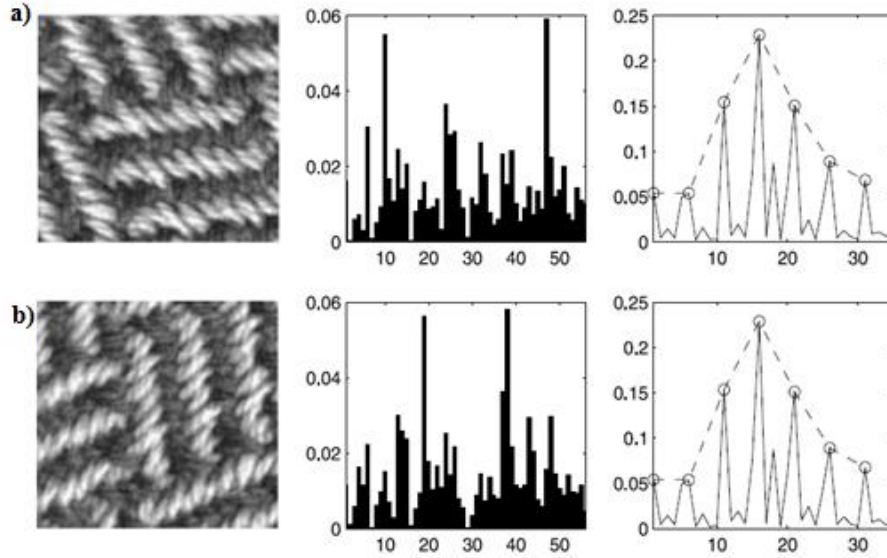
Burada Fourier dönüşüm spektrumunun döndürmelerle değişmeyen düzgün örüntü özellikleri LBP^{riu2} bir alt küme olarak içerdiğini belirtmemiz gerekir, çünkü

$$|H(n, 0)| = \sum_{r=0}^{p-1} h_l(U_p(n, r)) = h_{LBP^{riu2}}(n) \quad (2.12)$$

Buraya kadar anlattıklarımız görsel olarak destekleyen Şekil aşağıda verilmiştir. Birinci kolonda aynı görüntü 0° ve 90° döndürülmüş olarak verilmiştir.

İkinci kolonda ise her iki görüntüde olası 56 düzgün örüntü için (komşuluktaki 8 noktadan oluşabilecek tüm düzgün örüntüler) LBP^{u2} histogramları verilmiştir.

Üçüncü kolonda ise döndürmeden bağımsız olan $|H(n, u)|$, $1 \leq n \leq 7$, $0 \leq u \leq 5$ (kesiksiz doğruyla gösterilen) ve LBP^{riu2} (daireler, kesikli çizgi) özellikleri verilmiştir. Burada da görüleceği üzere ikinci kolonda verilen histogramlar birbirlerinden net bir şekilde farklıken, $|H(n, u)|$ özellikleri hemen hemen aynıdır (Pietikäinen vd. 2011). Şekil 2.1. da histogram dönüşümlerini göstermektedir. Şekil 2.9a daki parlaklık görüntüsü, Şekil 2.9b ye göre daha azdır. Benzer şekilde grafiklerin piksel dağılım olasılıkları, piksel sayısına göre farklılık göstermektedir. Şekil 2.9b deki durumun açıklığı Şekil 2a dakinden daha iyi olup, bilgi açısından daha etkilidir.



Şekil 2.9. Histogram dönüşümleri.

2.14. Tanımlama İçin Kullanılan Yeni Teknikler

Şu ana kadar üzerinde durduğumuz metotların tamamı görüntü deformasyonunu ihmal etmektedir. Yakın zamanda yapılan bir çalışmayla, deformasyonu ayrıştırıcı bir bilgi olarak hesaba katan bir tanımlama metodu geliştirildi ve bu metoda da deformasyon bilgisi metodu denildi. Bu metot temel olarak deformasyonun ancak orjinal damarların duruş pozisyonundan kaynaklanabileceği gözlemine dayanmaktadır. Burada deformasyonlara karşılık gelmesi için optimize eşlemeyle piksel temelli 2 boyutlu yer değiştirmeler oluşturulur. Bu yer değiştirme alanlarından

çıkarılan değişmezlik dokusu ise nihai eşleştirme puanı olarak kullanılır. Bu metot yaygın olarak kullanılan diğer metotlarla karşılaştırıldığında eşit hata oranının (EER) daha az olduğu gösterilmiştir (Meng vd., 2018).

Yakın zamanda geliştirilen bir başka metot ise, parmağa ait genel özellikler yerine yerel özellikleri kullanmaktadır. Bu metotta parmak ve damarlar fizyolojik özelliklerine dayanarak 4 bölüme ayrılır. Bu segmentasyon parmak-damar görüntüsünün global dikey istatistiksel niceliği tarafından belirlenen dinamik bir sınır çizgisiyle yapılır.

Daha sonra ise tanımlamanın doğruluğunu artırmak için bu dört bölümün ağırlıklı toplamı hesaplanır. Bu metot baz alınan veritabanındaki örnekler üzerinde %97'lik bir başarıya ulaşmıştır (Chiu vd., 2018).

Yine çok yakın bir zamanda yapılan bir başka çalışmada ise parmak damar izi tanımlama için ayırt edici ikili kod (DBC) öğrenme metodu geliştirilmiştir. Bu metotta öncelikle denekler arası bütün korelasyonun ortaya konabilmesi için deneklerin ilişkiler grafiği hazırlanır. Daha sonra ilişkiler grafiğine dayanarak ikili şablonlar deneklerin parmak damar izi karakteristiklerinin çıkarılması için dönüştürülür. Şablonların temsil edici ve ayırt edici olmasını garanti edebilmek için grafik dönüşümü, farklı deneklerden gelen şablonlar arası uzaklığın maksimize edildiği ve şablonların denekler hakkında maksimum bilgi sağladığı bir optimizasyon problemine dönüşür.

Son olarak eğitim verileri olarak kullanılacak bilgi ikili şablonlardan sağlanır ve SVM'ler de her bir bit için kod öğrenimi yapacak şekilde yönlendirilir. Damar parmak izi tanımlamada kullanılan diğer ikili kodlarla kıyaslandığında DBC'lerin daha ayırtıcı ve kısa oldukları görülmüştür (Xi vd., 2017).

2.15. Parmak Damar İzi Saldırılarının Engellenmesi

Yapılan son araştırmaların da ortaya koyduğu şekilde, parmak damar izi biyometriği de sunum saldırılarına karşı korumasızdır. Sunum saldırısını en basit şekliyle parmak

damar izinin farklı şekillerde taklit edilmesi olarak tanımlayabiliriz. Parmak damar izinin basılı olduğu resimlerle söz konusu sistemlere erişimin mümkün olduğu, bu alanda çok yakınlarda yayınlanan çeşitli makelelerde de (Qiu, vd., 2018) belirtilmiştir. Bu çalışmada, gerçek ve sahte parmak damar izi görüntüleri arasında hem bulanıklık hem de parazit dağılımı arasında farklılıklar bulunduğu için, sunum saldırılarını bu farktan yararlanarak engelleyecek oldukça etkili ve sağlam bir metot geliştirilmiştir.

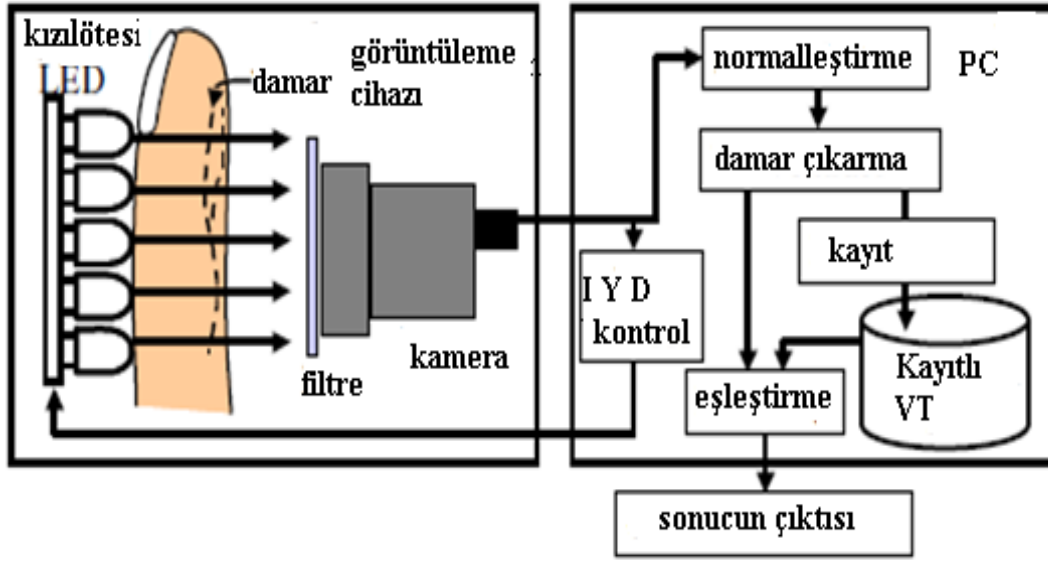
Bu metoda toplam varyasyon dekompozisyonu denmiştir. Bu metot 3 aşamalı bir şekilde uygulanmaktadır:

- 1- İlk olarak toplam varyasyon düzenlemesi kullanarak eldeki görüntü iki bileşene ayrılır; yapı bileşeni ve parazit bileşeni.
- 2- İkincisi blok yerel ikili örüntü tanımlayıcısı yardımıyla iki bileşenin (yapı ve parazit) bilgilerinin dönüşümü ve kodlanması.
- 3- Son olarak parmak damar izi sunum saldırılarının etkili bir şekilde tespit edilebileceği bir sınıflandırma yapılması (bu aşamada kademeli destek vektörü makinesi modeli kullanılır).

Son olarak, yapılan çalışmada güvenlik için önerilen yöntemle karşı farklı sunum saldırıları denenmiş ve oldukça iyi sonuçlar alınmıştır (Qiu vd. 2018).

2.16. Parmak-Damar İzi Görüntüleme

Parmak-damar biyometrik sistemleri damarları algılamak için infrared (IR) ışığı kullanır, ancak infrared ışık kaynağının konumu görüntünün kalitesini etkilemektedir. Şekil 2.10'da parmak-damar izi örüntüleriyle teşhisin yapısı gösterilmiştir. Dahası, görüntü algılayan cihazın küçük ve ucuz olması ve aynı anda yüksek çözünürlükte görüntü alabilmesi bir zorunluluktur.



Şekil 2.10. Parmak-Damar izi örüntüleriyle teşhisin yapısı.

Algılanan görüntülerde damarlar gri örüntüler şeklinde görünür. Şekil 2.10 da görülebileceği gibi, parmak infrared ışık yayan diyotların (Ir-Led'leri) ve görüntüleme cihazının arasına yerleştirilir

2.16.1. Parmak-Damarın Avantaj ve Dezavantajı

Parmak damar sistemlerinin başlıca avantajları şu şekilde sıralanabilir;

a) Dahili yapısı; Damar dokuları derinin altında kalır ve çıplak gözle görülemez, dolayısıyla derinin hasar görmesi damarların algılanmasına etki etmeyecektir. Dahası, parmakların ıslak, kuru veya kirli olması da sistemi etkilemeyecektir.

b) Kopya edilemezlik; Damar dokularının ve örüntülerinin kopyalanması oldukça zordur çünkü görüntü alımı sırasında damarlarda kan dolaşımının devam ediyor olması gerekmektedir. Hitachi'de bir grup araştırmacı, kesilmiş parmağın kan dolaşımı duracağı için, sistem tarafından algılanamayacağını ispatlamış bulunmaktadır.

c) Hijyenik okuyucular; Parmakizi veya el geometrisi sistemleriyle kıyaslandığında, sistem okuyucularının hijyenik olduğu açıktır çünkü kullanıcılar herhangi bir şekilde sensöre temas etmemektedir.

d) Kullanışlılık: Bu sistemin kullanımı çok kolaydır.

e) Kullanımı hiç bir kültürde dirençle karşılaşmaz.

f) Özgünlük; Parmak damarları kişiye özgüdür (ikizlerde bile) ve yaşlanmayla değişime uğramaz.

Parmak damar izi tanımlaması son yıllarda biyometrik teknolojide ön plana çıkan yöntemlerden biridir. Parmak damar izinin tanımlanması için çizgi İzleme (LT) Maksimum eğrilik (MC) (Miura vd., 2004) [5] ve geniş hat detektörü (WL) [6] metotdu geliştirilmiştir.

Bu metotlar arasında, LT'nin özellik çıkarma ve eşleştirme safhası oldukça yavaş işlemektedir. Dahası LT, MC ve WL döndürmeden ve parazitten fazlaca etkilenmektedir.

Bu gibi engellerin üstesinden gelebilmek için bilgisayarla görme ve doku tanıma'da (CVPR) oldukça yaygın olarak kullanılan bazı özellik tanımlayıcıların kullanımı önerilmiştir. Bu tanımlayıcılar arasında Fourier Tanımlayıcısı (FD) (Lu vd.,2013), Zernike Momentleri (ZM) (Kumar vd., 2012) [8], Yönlendirilmiş Gradyanların Histogramı (HOG) (Haralick vd., 1973) , Yerel İkili Örüntüler (LBP) (Yang vd., 2014) ve Global İkili Örüntüler (GBP) (Nguyen vd.,2012) sayılabilir.

Bunlar arasında FD, ZM, HOG, LBP ve GBP parmak damar izi tanımlamada daha önce kullanılmamıştır.Şekil 2-11 de her hangi bir insan parmağına ait görüntünün yakın kızıl ötesi ışığı altında biyosensör okuma cihazı göstermiştir.

2.17. Özellik Çıkarımı

Bilgisayarda GLCM yani, istatistiksel özelliklerin davranışını karakterize eden birlikte gerçekleşme matrisi elde edilir.

Bu 8 özellik ten en önemlileri olan; Kontrast, Korelasyon, Entropi, Homojenlik. Bu özelliklerle ilgili denklemler şu şekildedir:

1- Kontrast:

$$f_1 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(x, y) \quad (2.13)$$

Bu denklemde I ve j pikselin pozisyonunu gösteriyor. i satırı ifade eder ve j sütünü ifade eder. Burada p(x, y) pikselin değerini gösteriyor.

2- Korelasyon:

$$f_2 = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)p(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.14)$$

Burada μ_x satır piksellerin ortalama değerini gösteriyor. μ_y sütünlerin ortalama değerini gösteriyor. σ_x satırların varyansını gösteriyor. σ_y sütünlerin varyansını gösteriyor.

3- Entropi:

$$f_3 = \sum_i \sum_j \left(\frac{p(x, y)}{\log p(x, y)} \right) \quad (2.15)$$

Entropi değerini hesaplariken log fonksiyonunu piksel değeri için uyguluyoruz.

4- Homojenlik:

$$f_4 = \sum_i \sum_j \left(\frac{p(x, y)}{1 + |i - j|} \right) \quad (2.16)$$

Homojenik özelliğini hesaplamak için görüntünün piksel değeri ve satır sütün lokasyonu bize önemli veonların miktarını bilmemiz gerekir.

Burada, x ve y pikselin koordinatlarıdır. $p(x, y)$ ise GLCM matrisinin çıktısının yoğunluğudur. Burada, i ve j ise görüntünün satır ve sütunlarıdır.

2.18. Öklid Normu

Kartezyen koordinatlarda eğer $i = (i_1, i_2, \dots, i_n)$ ve $j = (j_1, j_2, \dots, j_n)$ n -boyutlu Öklid Uzayında iki nokta ise, i noktasından j noktasına olan (d) uzaklığı, veya j 'den i 'ye olan uzaklık Pisagor Formülüyle bulunur;

$$d(i, j) = d(i, j) = \sqrt{(i_1 - j_1)^2 + (i_2 - j_2)^2 + \dots + (i_n - j_n)^2} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (i_k - j_k)^2} \quad (2.17)$$

n -boyutlu Öklid uzayındaki bir noktanın konumu aynı zamanda bir Öklid vektörüdür. Eğer, p ve q Öklid vektörleriyse, bu vektörlerin başlangıç noktası uzayın orijini ve uçları da aslında birer noktadır. Bir vektörün Öklid uzunluğu veya Öklid normu veya vektörün büyüklüğü şu şekilde hesaplanır;

$$\|I\| = \sqrt{i_1^2 + i_2^2 + \dots + i_n^2} = \sqrt{I \cdot I} \quad (2.18)$$

Burada son denklem iç çarpımı içermektedir.



Şekil 2.11. Parmak-Damar izi okuma cihazı.

3. MALZEME VE ÖLÇME YÖNTEMİ

3.1. Algoritmanın Oluşumu

Bu tez kapsamında, Lenova Intel-I5 bilgisayar, lisanslı MatLAB2015 ve 2 tane veri tabanı kullandık. Bu çalışmada kullanılan veritabanı, erişimi serbest olan SDUMLA-HMT 6000 ve MMCBNU-b parmak damar izi veri tabanlarını kullandım (Qiu vd. 2018). Öncelikle bu tez için bir algoritma geliştirdim. Algoritma da test görüntüleri ve kütüphanedeki görüntüleri karşılaştırdım. Algoritma çalışmam Şekil 3.1’de biyometrik kayıt şematik durumuna göre ilerlemiştir. Çalışmamda 1000 insana ait sağ ve sol ellere ait parmak kan damar izlerini veri bankalarında var olan görüntü sayılarıyla karşılaştırdım. Geliştirdiğim algoritma sonuçlarıyla her bir insan için 10 tane parmak için 1000x10 tane veriye ulaştım. Bu görüntüler işaret parmağı, orta parmak ve yüzük parmağına aittir. Kullandığımız veri tabanı Tablo 3.1 de gösterilmiştir

Bu tezde ortaya konacak yenilikler (i) daha önce parmak damar izi tanımlamada kullanılmamış özellik çıkarıcı metotların kullanılması ve (ii) bütün bu metotların öteleme, döndürme ve parazit gibi durumlarda performanslarının değerlendirilmiştir. Burada üzerinde durulacak nokta “özellik çıkarma” adımıdır dolayısıyla ön işleme adımı mümkün olduğunca basit tutulacaktır. Eşleştirme içinse LT, MC ve WL’de kullanılan uyumsuzluk oranı metodu ve diğer bütün tanımlayıcılar içinse üç farklı metrik uzaklık kullanılacaktır; Öklid uzaklığı, X^2 (Ki-Kare Uzaklığı) ve Earth Mover Uzaklığı (EMD).

3.1.1. Ön Hazırlıklar ve Yöntemin Uygulanışı

Bu çalışmada görüntü sıkıştırma amaçlı olarak Daubechies 4 (D4) kullanılmıştır. Burada dalgacık dönüşümünün ilk seviyesi alınır ve bu dönüşümün çıktıları kullanılarak grilik düzeyi birlikte gerçekleştirme matrisi (GLCM) hazırlanmıştır.

Özellik çıkarma amaçlı toplam 8 genel özellik kullanılmıştır. Bu özellikler bütün görüntüler için aynı şekilde kullanılmıştır. Her bir kişi için 1-7 arası görüntüyle sistemin eğitilmesi sağlanmıştır. Çıktılar Tablo 3.1’de verilmiştir.

3.1.2. Simülasyon Yöntemi

Her kişi için görüntünün maskelenmesi adımı oldukça önemlidir çünkü bu aşamada görüntüden gereksiz kısımlar ayrılmaktadır. Erişime açık pek çok parmak damar izi veritabanı bulunmaktadır ve tipik olan 5 tanesi Tablo 3.1’de görülebilir. MNCBNU-6000 (Turk vd., 1991).

Bu veritabanında farklı deri rengine sahip farklı insanların ortalama görüntü grilik düzeyine, ortalama görüntü kontrastına ve entropi değerine göre parmak damar görüntüleri bulunmaktadır ve MNCBNU_6000 veritabanında sunulan görüntülerin kalitesi oldukça yüksektir.

HKPU-FV (Vallabh, 2012) olarak bilinen ikinci veritabanı ise Ajay ve Zhou tarafından oluşturulmuştur. UTFV veritabanı ise Twente Üniversitesi tarafından hazırlandı.

Yakın zamanda Chonbuk Nation Üniversitesi (Miuara vd., 2007) ve Tsinghua Üniversitesi (Huang vd., 2010) tarafından 2 tane parmak damar veri tabanı daha hazırlanmıştır.

SDUMLA-HMT (Gonzales vd., 2007) ise erişime açık bir parmak damar veritabanıdır ve katılımcılardan her iki ellerindeki işaret, orta ve yüzük parmaklarına (toplam 6 parmak) ait altışar adet görüntü elde etmeleri istenmiş ve veritabanı bu şekilde oluşturulmuştur.

Parmak damar veritabanlarının en büyüğü ise PKU Parmak Damar Veritabanıdır (Miuara vd., 2007) ve Pekin Üniversitesi tarafından öğrencilerin derslere devamını kontrol etme maksadıyla kurulmuştur.

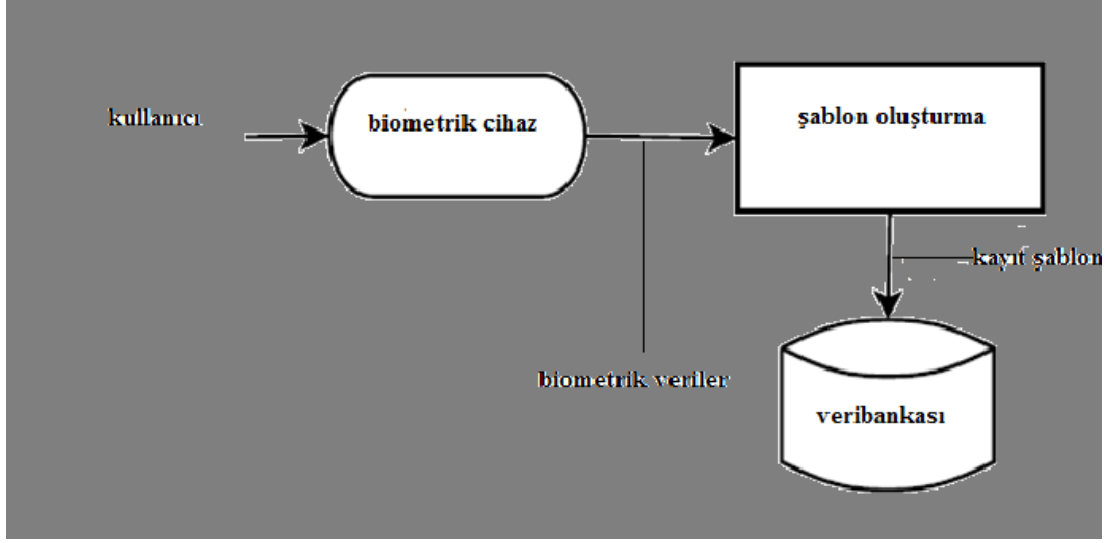
Tablo 3.1. En yaygın veri tabanları.

Veritabanı	Denek Sayısı	Denek başına parmak sayısı	Parmak başına görüntü sayısı	Görüntü boyutu (piksel)
MMCBNU_6000 [12]	100	6	10	640×480
HKPU-FV[13]	156	2	12	513×256
THU-FV[14]	610	1	2	200×100
UTFV[3] [15]	60	6	4	672×380
SDUMLA-AV [16]	106	6	6	320×240
PKU(V2)[14]	5028	5	3	672×380
SDUMLA- HMT[16]	3816	6	6	320×240

3.2. Biyometrik Yapı Kullanımı

Biyometrik kısaca insanların kendilerine özel fizyolojik, biyolojik veya davranışsal karakteristiklerinin tanımlanmasıdır. Biyometrik genel olarak iki kategoriye ayrılabilir: fizyolojik biyometrikler veya davranışsal biyometrikler. Fizyolojik biyometrikler yüz, iris, parmak izi parmak damar izi, elin geometrik şekli gibi kişileri tanımlayan biyolojik veya fizyolojik özellikleridir. Davranışsal biyometrikler ise el yazısı, imza, ses gibi insanların davranışlarıyla ortaya çıkan kendilerine has özellikleridir.

Şekil 3.1’de biyometrik sisteme kayıt olma şematik bir şekilde anlatılmaktadır.



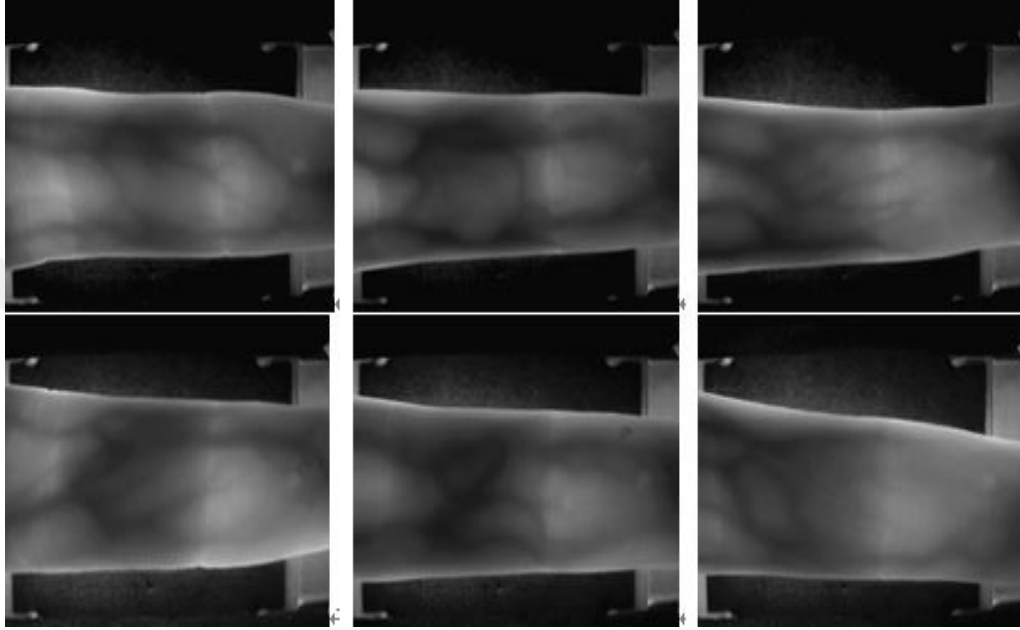
Şekil 3.1. Biyometrik sisteme kayıt aşamaları.

Sonra bu veriden elde edilen karakteristik özellik kaydedilir ve veritabanında saklanır. En önemli adım olan parmak damarı tanıma özelliğinin ekstraksiyon adımı için, Çizgi Takip (LT), Maksimum Eğrilik (MC) ve Geniş Çizgi Dedektörü (WL) gibi popüler yöntemlerdir. Bunlar arasında, LT yöntemi, özellik çıkarma aşamasında çok yavaştır. Ayrıca, LT, MC ve WL yöntemleri rotasyon, çeviri ve gürültüye karşı hassastır.

3.3. Parmak-Damar İziyle Tanımlama

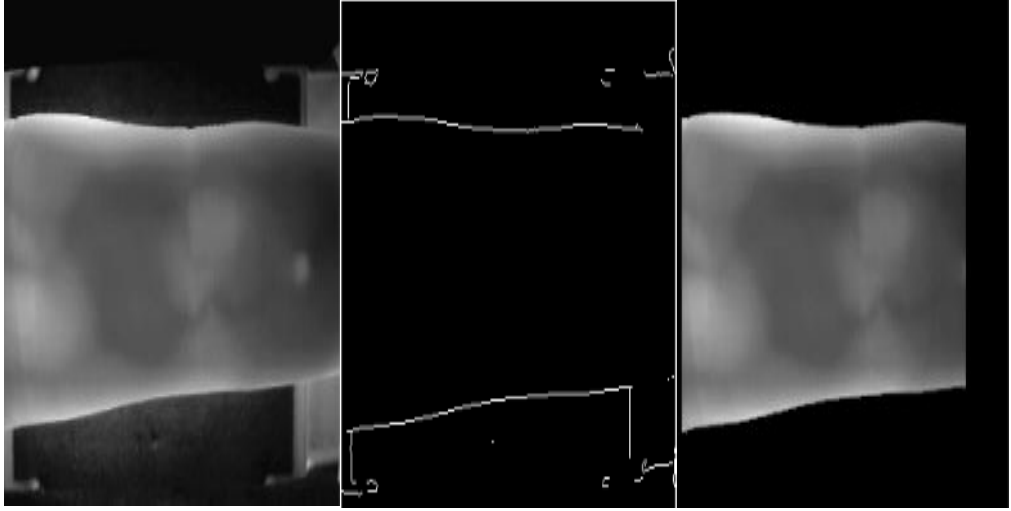
Parmak izinin dezavantajları bilim adamlarını farklı arayışlara itmiş, ve bunun sonucunda derinin altında olan bir şeyleri kullanma fikri doğmuştur. Derinin altında kan damarları bulunur ve bu damar örgüsü kişiye özgüdür (ikizlerde bile), tıpkı parmak izleri gibi, ve bu özgünlük parmak damarlarına dayalı yeni bir biyometrik sistemin ortaya çıkışını sağlamıştır. Damarlara dayalı biyometrik sadece parmaklara özgü değildir, örneğin retina, yüz veya el damarları da aynı özgünlüğe sahiptir. Ancak parmak damar izi için kullanılacak cihazlar diğerlerine nazaran pek çok sebepten ötürü çok daha fazla tercih edilmektedir. Bunun en önemli sebebi, hali hazırda insanların teşhis amaçlı olarak parmak izi vermeye, dolayısıyla da parmaklarını kullanmaya alışmış olmasıdır. Damar dokularının elektronik cihazlar tarafından algılanmasında hemoglobin çok önemli bir rol oynamaktadır. Hemoglobinin buradaki rolü infrared ışığını soğurması, bu şekilde alınan görüntülerde de damarsal bölgelerin

bir derece kararması veya gri çıkması ve böylece algılanması şeklindedir. Bu soğurulmada deri ile damarlar arası mesafe çok önemlidir; bu mesafe arttıkça algılanan görüntüdeki parazit miktarı da önemli ölçüde artar. Avuç içi, elin arkası veya parmak biyometrik veri olarak kullanılabilir ancak çoğunlukla parmak tercih edilmektedir. Şekil 3.2’ de parmak damar izi veritabanıların şekilleri gösterilmiştir.



Şekil 3. 2. Parmak damar izi veritabanı.

Orjinal görüntüler 320 x 240 boyutlarındadır, ancak, analizlerin hızlanması adına görüntülerin boyutları en yakın komşu enterpolasyonu kullanılarak 160 x120'ye düşürülmüştür. Görüntüler (0-255) aralığında gri tonlamalı resimlerdir. Prewitt kenar detektörü kullanılarak güçlü kenarlar çıkarılır, parmağın sınırları bulunur ve maske görüntü oluşturulur. Şekil 3.3’ de bu aşama anlatılmaktadır. (a) Orjinal görüntü, (b) Prewitt kenar algılama, (c) Maskelenmiş görüntüdür.



Şekil 3.3. Görüntüde parmak bölgesi için maske bulunması. (a) Orjinal görüntü, (b) Prewitt kenar algılama, (c) Maskelenmiş görüntü.

4. BULGULAR VE DEĞERLENDİRME

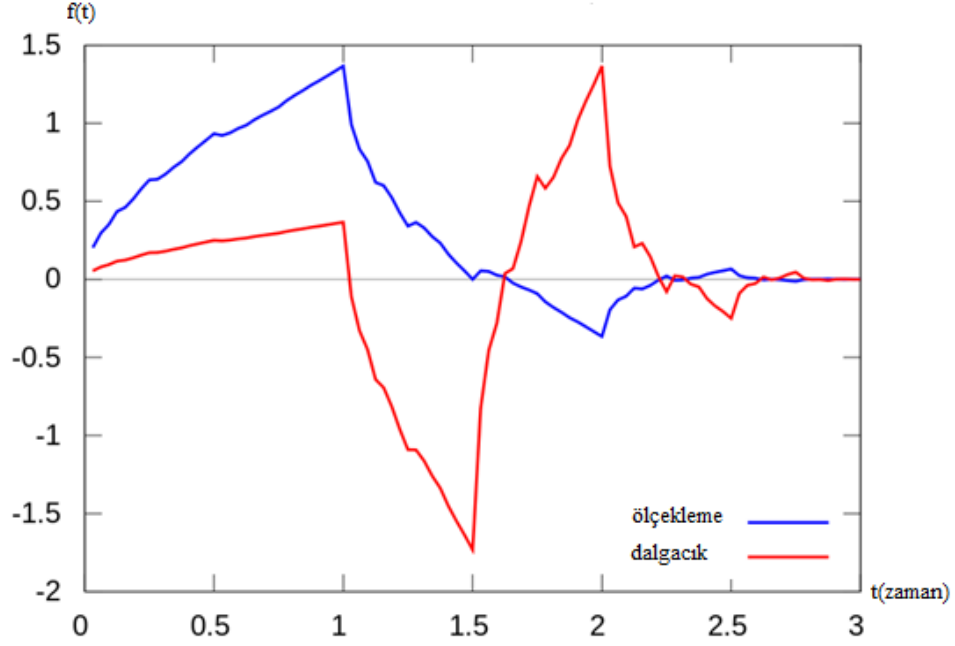
Bu tezde parmak damar görüntülerinin sıkıştırılması için dalgacık dönüşümü kullanım matematiksel bağıntılar kullanılarak gerekli grafiklerin değerlendirilmesi yapılmıştır. Daha sonra her bir sıkıştırılmış görüntüden grilik düzeyi birlikte gerçekleşme matrisi hesaplanmış ve GLCM matrisinden özellikler test edilmiştir (Haralick ve Shanmugam, 1973). Tezde parmak damar görüntü veritabanı kullanılarak çalışmada parmak damar izi tanımlanması için bir metot önerilmiştir. Burada verilen özellik çıkarma ve tanımlama algoritması daha iyi sonuçlar vermektedir. Bu önerilen metotla parmak damar izi tanımlaması MatLAB-2015 yazılımıyla yapılmıştır. Özellik çıkarımı Birlikte gerçekleşme matrisiyle yapılmıştır. Bu çıkarılan özellikler vektör olarak tanımlanmakta ve kıyaslama yapılmaktadır. Farklı sonuçlar elde etmek için farklı özellikler test edilmiştir.

4.1. Dalgacık Dönüşüm Analizi

Dalgacık dönüşümü (WT) matematik ve mühendislikte kullanılan doğrusal zaman-frekans dönüşümlerinden biridir. WT dalgacık analizi ve dalgacık sentezinden oluşur. Dalgacık analizinde zaman değişkeni spektral veya dalgacık değişkenine dönüştürülürken, dalgacık sentezinde ise zaman değişkenine dönüştürülen dalgacıkların geri dönüşümü yapılır. Burada dalgacık terimi analiz için kullanılacak sinyal veya görüntünün karşılaştırılacağı, dönüşüm için kullanılacak N-boyutlu fonksiyon anlamında kullanılmaktadır.

Tüm doğrusal zaman-frekans dönüşümleri gibi, dalgacık dönüşümü de telekomünikasyon tekniğinden kaynaklanabilecek belirsizliği içermektedir, yani herhangi bir şeyin zaman frekans dönüşümünün bir zaman ve frekansa göre tam olarak rastgele yerelize edilememesi durumunu. Her zaman frekans aralığında iyi bir çözünürlükle iyi bir zamansal çözünürlük arasında bir denge vardır, yani aynı anda ikisi birden pek mümkün değildir.

Dalgacık dönüşümü temel olarak ikiye ayrılır; başlıca uygulamaları matematikte ve veri analizinde olan sürekli dalgacık dönüşümü, ve daha ziyade mühendislik bilimlerinde, veri azaltma, veri sıkıştırma ve sinyal işleme gibi uygulamalarda kullanılan kesikli dalgacık dönüşümü. Ayrıca bu çalışmada, uygulama için Daubechies dalgacı kullanılmaktadır.



Grafik 4.1. Daubechies dalgacık dönüşümü.

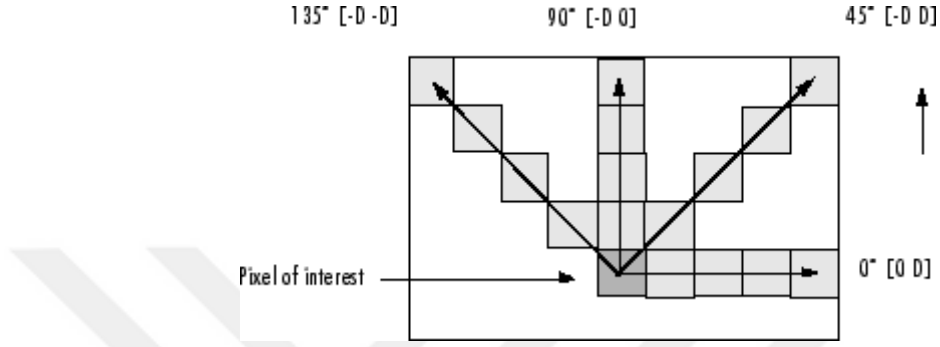
Bu grafikte mavi gösteren eğri ölçekleme fonksiyonunu göstermektedir. Bu arada kırmızı gösteren eğri dalgacık dönüşümünün sonucunu gösteriyor. Daubechies Dalgacık dönüşümü Grafik 4.1'de kullanılmıştır.

4.2. Grilik Düzeyi Birlikte Gerçekleşme Matrisi (GLCM)

Parmak damar görüntüsünü gözlemlememiz için normal dokuya sahip bölgeler ayrılacaktır. GLCM matrisini kullanarak normal dokularda temsil edilmesi gerekir. Şekil 3.7'de olduğu gibi, birlikte gerçekleşme matrisinden 0° , 45° , 90° ve 135° kullanılacaktır (Yang ve Shi, 2012).

Şekil 4.1’de GLCM görüldüğü gibi bu algoritmanın sonucunu göstermektedir .Test görüntüsünden 0° , 45° , 90° ve 135° açılarında ve $d=1D$ uzaklığına ve $d = 3D$, $\theta = 0^\circ$, 45° , 90° ve 135° olarak alınır ve sabit GLCM hesaplanır.

Dolayısıyla dört adet birlikte gerçekleşme matrisi elde edilmiş olur.



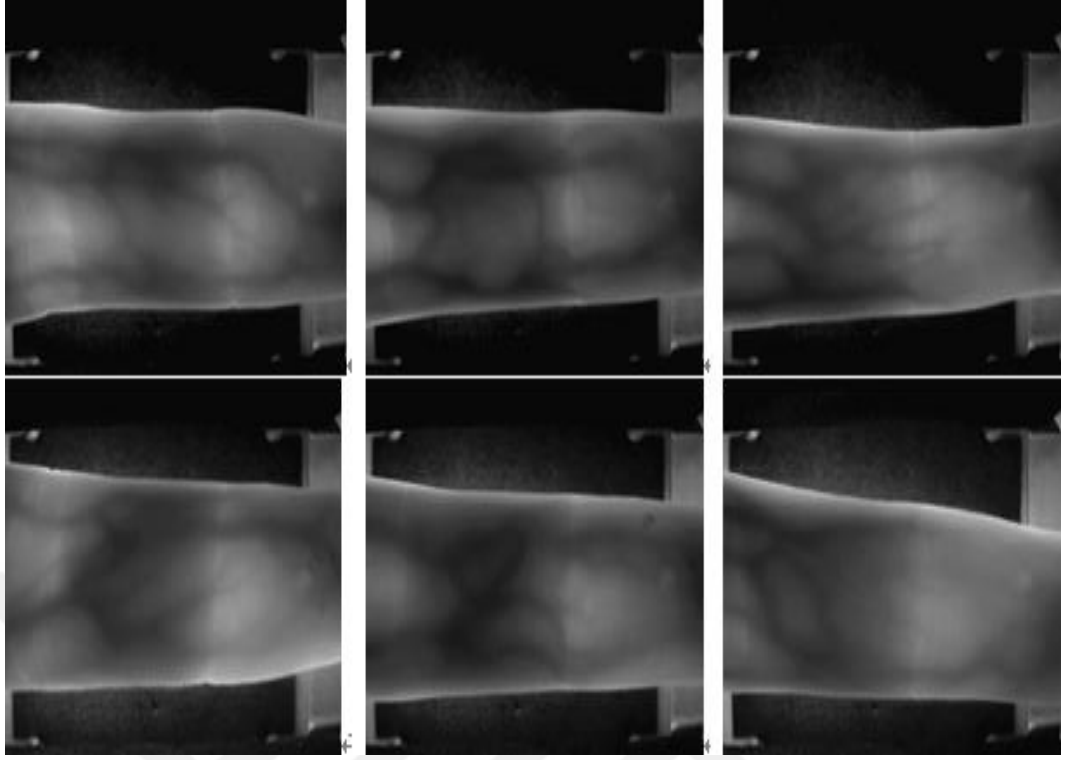
Şekil 4. 1. GLCM’nin elde edilmesi.

4.3. Görüntü Önleme Analizi

Bu çalışmada görüntü önleme çok önemlidir çünkü var olan sistemlerin performanslarının artması için var olan görüntülerin belli işlemlerden geçirilmesi gerekmektedir. Aslında hemen her veritabanında var olan parmak damar görüntüleri çok düşük kalitededir ve bu parmak damar tanımlama için büyük bir sorun teşkil etmektedir. Bu sebeple filtreleme, görüntünün iskeletini çıkarma gibi ön işlemler yapılmalı ve görüntünün içerdiği kritik bilgiler belirginleştirilmelidir.

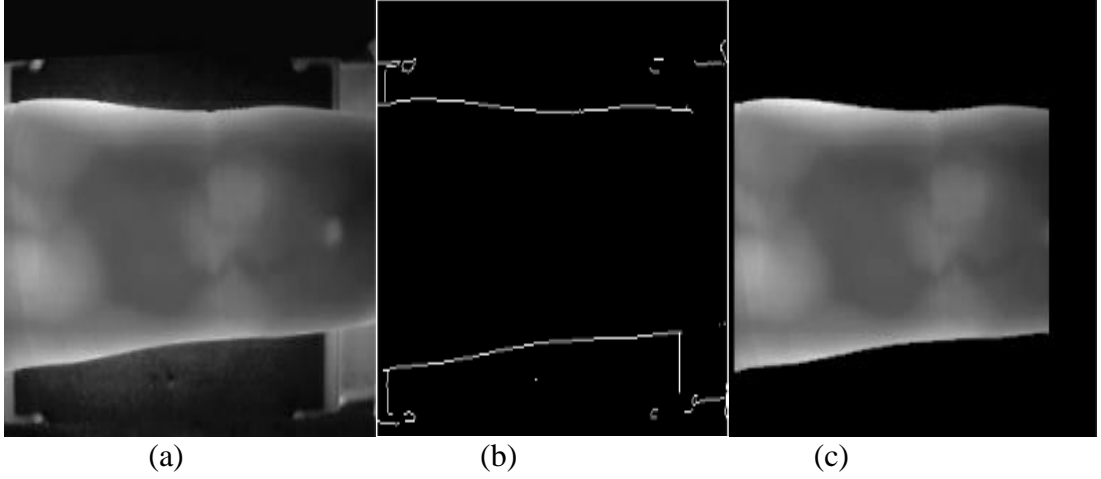
Bu görüntülerinin kalitelerinin artırılması ve kullanışlı hale getirilmeleri sayesinde tanımlamada doğruluk ve kesinlik performansının seviyesi yükselecektir. Çalışmamızda SDUMLA-HMT parmak-damar veritabanı kullanılmıştır.

Bu veritabanında her iki elden toplam 3816 görüntü vardır ve bu görüntüler işaret parmağı, orta parmak ve yüzük parmağına aittir, ayrıca her bir parmağına ait 6 görüntü bulunmaktadır. Şekil 4.2’de veritabanından küçük bir örnek sunulmaktadır.



Şekil 4. 2. Parmak damar izi veritabanı.

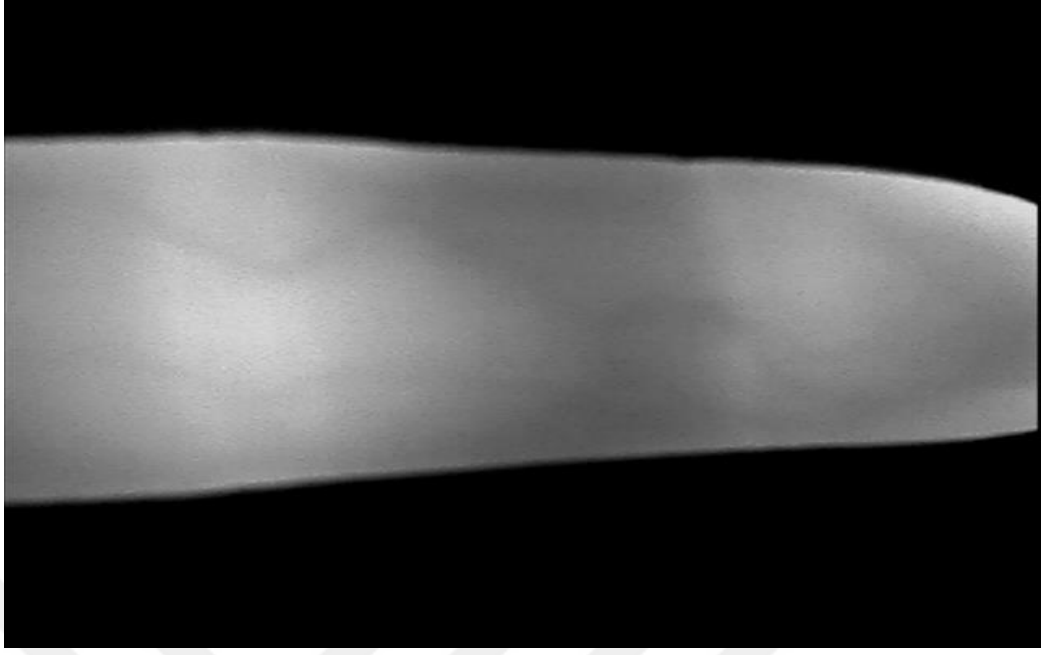
Orjinal görüntüler 320×240 boyutlarındadır, ancak, analizlerin hızlanması adına görüntülerin boyutları en yakın komşu enterpolasyonu kullanılarak 160×120 'ye düşürülmüştür.



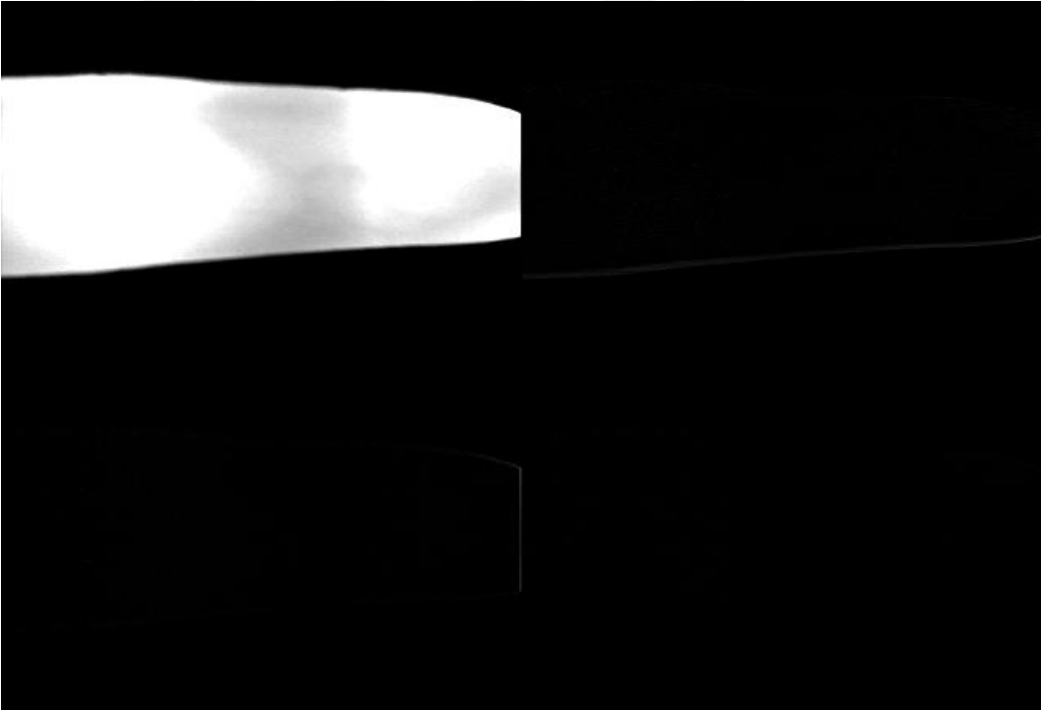
Şekil 4. 3. Görüntüde parmak bölgesi için maske bulunması. (a) Orjinal görüntü, (b) Prewitt kenar algılama, (c) Maskelenmiş görüntü.

Görüntüler (0-255) aralığında gri tonlamalı resimlerdir. Prewitt kenar detektörü kullanılarak güçlü kenarlar çıkarılır, parmağın sınırları bulunur ve maske görüntü oluşturulur.

Şekil 4.2 ve Şekil 4.3'te parmak-damar izi bu aşama anlatılmaktadır. Bu parmak damar görüntüsünün orjinal boyutu 480×640 pikseldir. Sıkıştırılmadan sonra ise boyutu 240×320 piksele düşmüştür. Orjinal görüntü Şekil 4.4'te görülmektedir. Görüntünün maskelenmesi adımı oldukça önemlidir çünkü bu aşamada görüntüden gereksiz kısımlar ayrılmaktadır. Dalgacık dönüşümünü uyguladıktan sonra sonuç Şekil 4.5'te gösterilmektedir.



Şekil 4. 4. Orjinal parmak damar izi görüntüsü.



Şekil 4. 5. Birinci seviye dalgacık dönüşümü sonucu.

4.3.1. Analiz Adımları

İlk adımda birinci seviye kesikli dalgacık dönüşümü kullanarak özellik çıkarımı GLCM'den yapılmıştır. Daha sonra bu özellikler parmak damar izi görüntülerinin tanımlanmasında kullanılmıştır. İkinci adımda ise parmak damar görüntülerinin sıkıştırılması için ikinci seviye kesikli dalgacık dönüşümü kullanılmıştır. Ayrıca referans (Haralick, Shanmugam, ve Dinstein, 1973)'da gösterildiği şekliyle bazı özellik çıkarma metotları da kullanılmıştır.

Nihai olarak üçüncü seviye kesikli dalgacık dönüşümünden sonuçlar elde özellik çıkarımları edilmiştir. Elde edilen özellik çıkarımı metotlarını birbiriyle kıyaslayacağız. Ayrıca, bu senaryolardan cevap aldıktan sonra Gabor Filtre Bankası'nı (GFB) özellik çıkarımı uygulanmıştır.

Elemanları $m \times n$ 'lik 2 boyutlu Gabor Filtresi matrisler olan, $u \times v$ boyutlarında bir hücreli dizilim elde edilmiştir. Daha sonra ise parmak damar görüntülerinin Gabor özellikleri gösterilmiştir. Eldeki görüntünün Gabor özelliklerini listeleyen bir kolon vektörü oluşturularak, bu vektörleri sıfır ortalamaya ve birim varyansa sahip olacak şekilde normalize edip, filtreleme özelliklerini ve filtrelenmiş görüntüleri gösterilmiştir.

4.4. Özellik Çıkarım Analiz Matrislerin Uygulanışı

4.4.1. Entropi Metodu ile GLCM Gerçekleşme Matrisi

Bu tez çalışması kapsamında özellik çıkarımı için GLCM matrisi kullanılmıştır. Dolayısıyla dört adet birlikte gerçekleşme matrisi elde edilmiş olur. Bilgisayarda GLCM yani, istatistiksel özelliklerin davranışını karakterize eden birlikte gerçekleşme matrisi elde edilmiştir. Bu 8 özellik: Açısal İkinci Moment, Kontrast, Korelasyon, Farklılık, Entropi, Homojenlik, Maksimum Olasılık ve Ortalamadır.

Bu özelliklerle ilgili denklemler şu şekildedir, Kesikli Kosinüs Dönüşümünü (DCT), Kesikli Dalgacık Dönüşümünü (DWT), Yerel İkili Örüntüleri (LBP) ve Gabor Filtre Bankası'nı özellik çıkarmasıdır.

Burada üzerinde durulacak nokta “özellik çıkarma” adımıdır dolayısıyla ön işleme adımı mümkün olduğunca basit tutulacaktır. Eşleştirme içinse LT, MC ve WL’de kullanılan uyumsuzluk oranı metodu ve diğer bütün tanımlayıcılar içinse üç farklı metrik uzaklık kullanılacaktır: Öklid uzaklığı, X2 (Ki-Kare Uzaklığı) ve Earth Mover Uzaklığı (EMD). Performans değerlendirmesi için erişimi serbest olan SDUMLA-HMT parmak damar izi veritabanı kullanılacaktır.

Açısal İkinci Moment;

$$f_1 = \sum_i \sum_j p(x, y)^2 \quad (4.1)$$

Burada $p(x,y)$ pikselin değerini gösteriyor. Bu değer açısal ikili moment değerini hesaplıyor.

Kontrast;

$$f_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(x, y) \quad (4.2)$$

Bu denklemde i ve j pikselin pozisyonunu göstermektedir. i satırı ve j sütünü ifade etmektedir. Burada $p(x,y)$ pikselin değerini göstermektedir.

Korelasyon;

$$f_3 = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y) p(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (4.3)$$

Burada μ_x satır piksellerin ortalama değerini göstermektedir. μ_y sütünlerin ortalama değerini göstermektedir. σ_x satırların varyansını gösteriyor. σ_y sütünlerin varyansını göstermektedir.

Farklılık;

$$f_4 = \sum_i \sum_j |i - j| p(x, y) \quad (4.4)$$

Entropi;

$$f_5 = \sum_i \sum_j \left(\frac{p(x, y)}{\log p(x, y)} \right) \quad (4.5)$$

Entropi değeri hesaplanırken log fonksiyonu piksel değeri için uygulanmıştır.

Homojenlik;

$$f_6 = \sum_i \sum_j \left(\frac{p(x, y)}{1 + |i - j|} \right) \quad (4.6)$$

Homojenik özelliğini hesaplamak için görüntünün piksel değeri ve satır sütun lokasyonu ve önemli veonların miktarının bilinmesi gerekmektedir.

Maksimum olasılık;

$$f_7 = \max\left(\frac{p(x, y)}{i * j}\right) \quad (4.7)$$

Ortalama;

$$f_8 = \frac{\sum p(x, y)}{i * j} \quad (4.8)$$

Burada, x ve y pikselin koordinatlarıdır.

$p(x, y)$ ise GLCM matrisinin çıktısının yoğunluğudur. i ve j ise görüntünün satır ve sütunlarıdır (Haralick vd.,1973).

4.4.2. Öklid Normu

Kartezyen koordinatlarda eğer $i = (i_1, i_2, \dots, i_n)$ ve $j = (j_1, j_2, \dots, j_n)$ n -boyutlu Öklid Uzayında iki nokta ise, i noktasından j noktasına olan (d) uzaklığı, veya j 'den i 'ye olan uzaklık Pisagor Formülüyle bulunur;

$$d(i, j) = d(i, j) = \sqrt{(i_1 - j_1)^2 + (i_2 - j_2)^2 + \dots + (i_n - j_n)^2} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (i_k - j_k)^2} \quad (4.9)$$

n -boyutlu Öklid uzayındaki bir noktanın konumu aynı zamanda bir Öklid vektörüdür. Eğer, p ve q Öklid vektörleriyse, bu vektörlerin başlangıç noktası uzayın orijini ve uçları da aslında birer noktadır. Bir vektörün Öklid uzunluğu veya Öklid normu veya

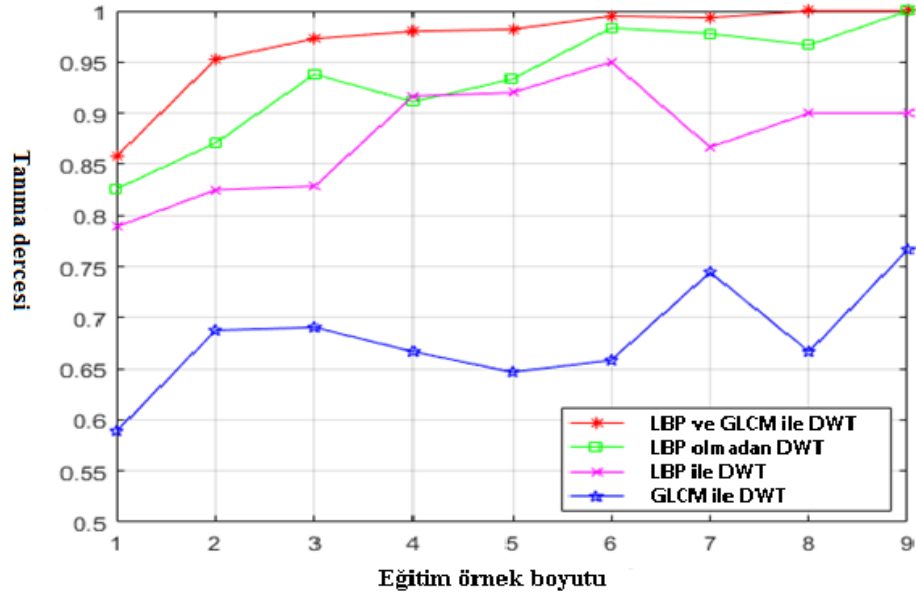
vektörün büyüklüğü şu şekilde hesaplanmaktadır. Burada son denklem iç çarpımı içermektedir.

Öklid uzaklığı iki nokta arasındaki doğrusal uzaklıktır ve bunu ifadesi denklem 4.10'da gösterilmektedir.

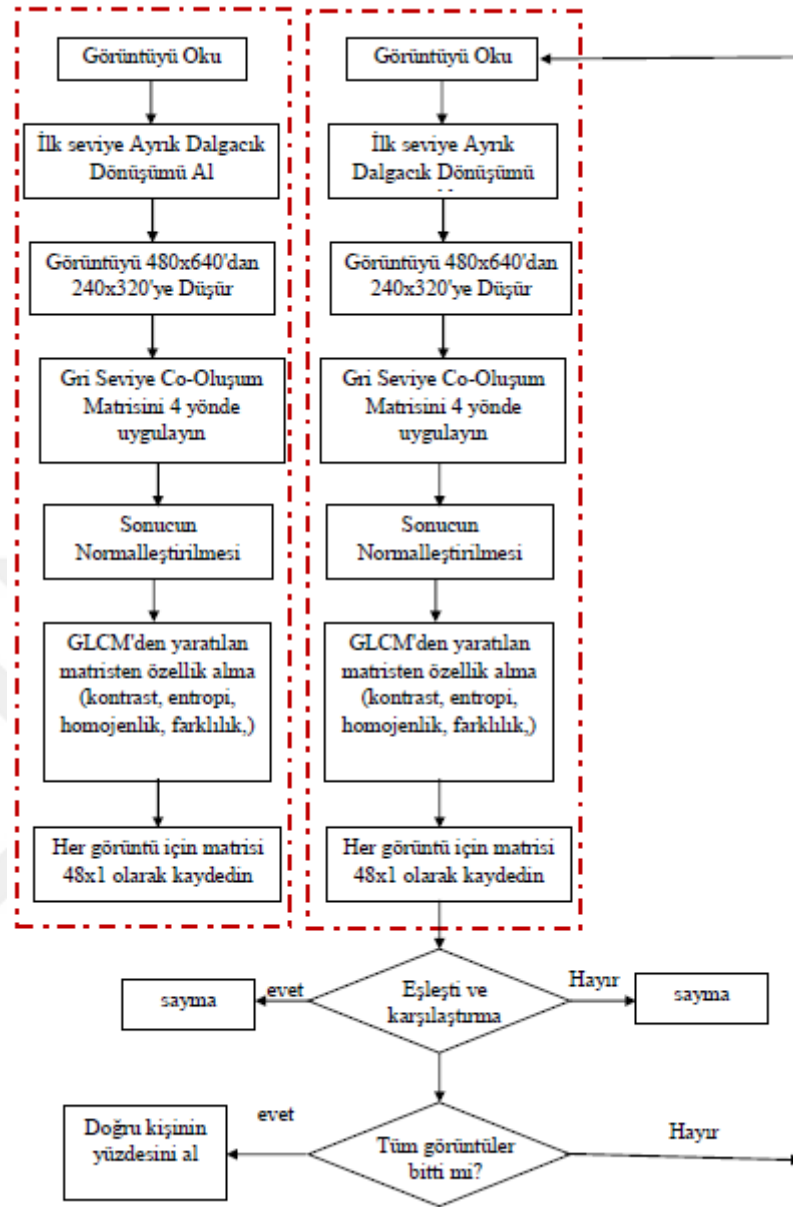
$$\|I\| = \sqrt{i_1^2 + i_2^2 + \dots + i_n^2} = \sqrt{I \cdot I} \quad (4.10)$$

Bu denklem Oklidian formülünü göstermektedir.

Önerilen yöntemin akış diagramı Şekil 4.5'te gösterilmektedir. Elde edilen sonuç Grafik 4.2'de gösterilmektedir.



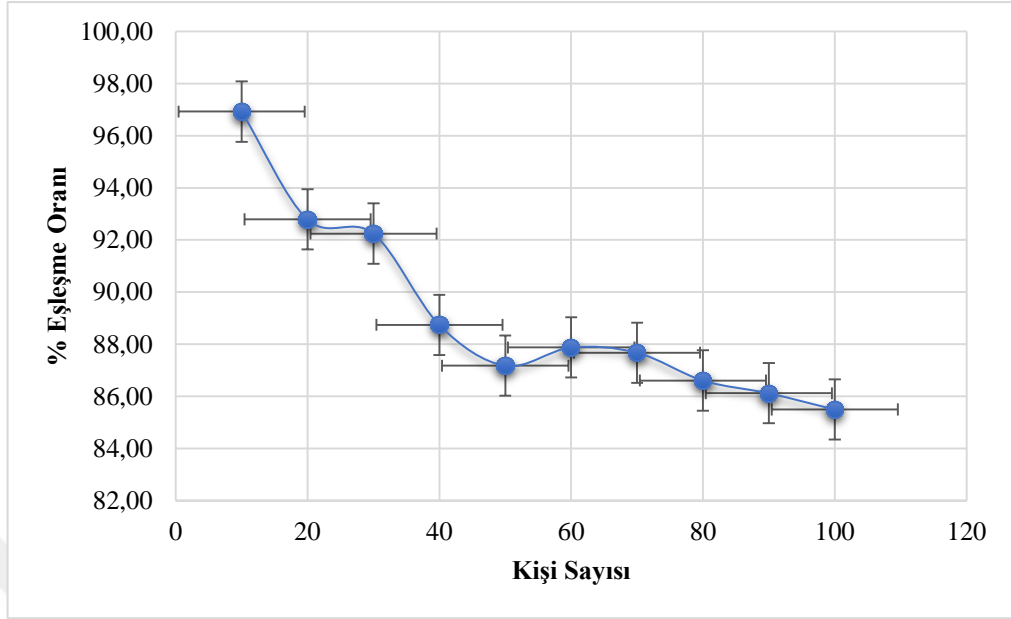
Grafik 4.1. LBP ve GLCM metotlarının ayırık dalgacık dönüşümlerin karşılaştırılması



Şekil 4.6. Önerilen yöntemin akış şema

Tablo 4. 1. *Bütün sonuçların ortalaması.*

Aşama	Kişi sayısı	Her Bir Kişi İçin Eğitim Görüntüsü Sayısı (%)									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	Ortalama
1	100	86.0	95.3	97.0	98.0	98.2	99.5	99.3	99	100	96.92
2	200	81.9	90.2	92.9	93.5	95.4	96.2	95.5	94.5	95.0	92.79
3	300	80.4	88.5	93.2	94.0	93.0	94.2	95.4	97.1	94.4	92.24
4	400	73.9	84.1	88.0	89.4	90.0	90.9	91.3	92.8	98.3	88.74
5	500	72.9	81.6	85.2	88.8	89.1	93.4	90.5	90.1	93.0	87.18
6	600	71.5	81.8	84.8	88.4	91.7	92.3	93.6	95.0	91.8	87.88
7	700	73.9	80.0	86.5	87.6	90.6	92.1	93.8	93.2	91.4	87.68
8	800	72.0	82.0	83.4	86.7	88.6	90.6	92.2	93.	91.0	86.61
9	900	66.	80.7	83.2	86.6	89.1	91.3	90.3	92.9	95.0	86.12
10	1000	69.1	78.4	84.9	87.4	87.5	89.7	89.4	90.7	92.4	85.50



Grafik 4.3. İnsan sayısına göre eşleşme yüzdelerinin ortalamasının karşılaştırılması.

Grafik 4.2’de GLCM VE LBP metotlarının birbirleriyle karşılaştırılması gösterilmiştir. Grafik 4.2 sonuçlarına bakıldığında geliştirilen yeni (GLCM ve LBP birlikte kullanılan DWT fonksiyonun) metodunun diğer metotlara göre daha iyi sonuç gösterdiği anlaşılmaktadır. Grafik incelendiğinde en düşük verimin GLCM ve DWT ait olduğu görülmektedir. Yine Grafik 4.3’e bakıldığında insan sayısının (görüntü sayısı) artıkça eşleşme sayısının azaldığı görülmektedir. Genelde DWT dönüşümünü kullandığı zaman görüntünün kalitesi düşmekte ve bu nedenle performans düşmektedir. Burada LBP ve GLCM ve DWT yi birleştirerek tanıma sisteminin performansını yükseltmiştir. Tabloda görüldüğü gibi, en iyi sonuç 100 kişi için alınmaktadır. Ayrıca 9 görüntü kullanıldığında da %100’lük bir performansa ulaşılmaktadır.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

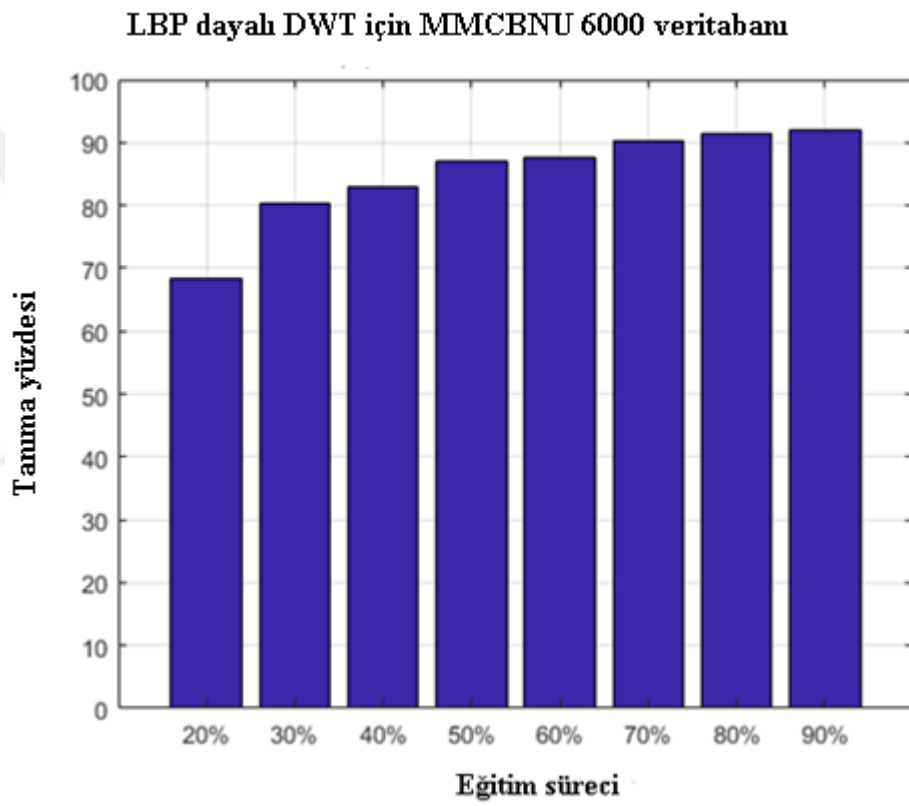
5.1 Sonuç

Bu tez kapsamında parmak- damar tanımlama yoluyla insanların kimliklerinin ve kullanılacak sistemde güvenliğin teşhis edilebilmesi için GLCM ile LBP metotları birlikte kullanılmıştır. Her gün gelişen teknolojiyle beraber cihazlarda kullanılan teknolojiler de değişmektedir. Bunun doğal bir sonucu olarak da kişilerin güvenlik ve emniyete duyduğu ihtiyaç da büyümektedir. Hayatımızda yer alan pek çok cihazda her geçen gün çok daha yeni güvenlik önlemlerinin yer aldığı ortadadır. Özellikle cep telefonlarında daha bir kaç sene önce kullanılmaya başlayan parmak izi teknolojisi artık eski sayılabilir ve yerini yavaş yavaş yüz tanıma teknolojisine bırakmaktadır.

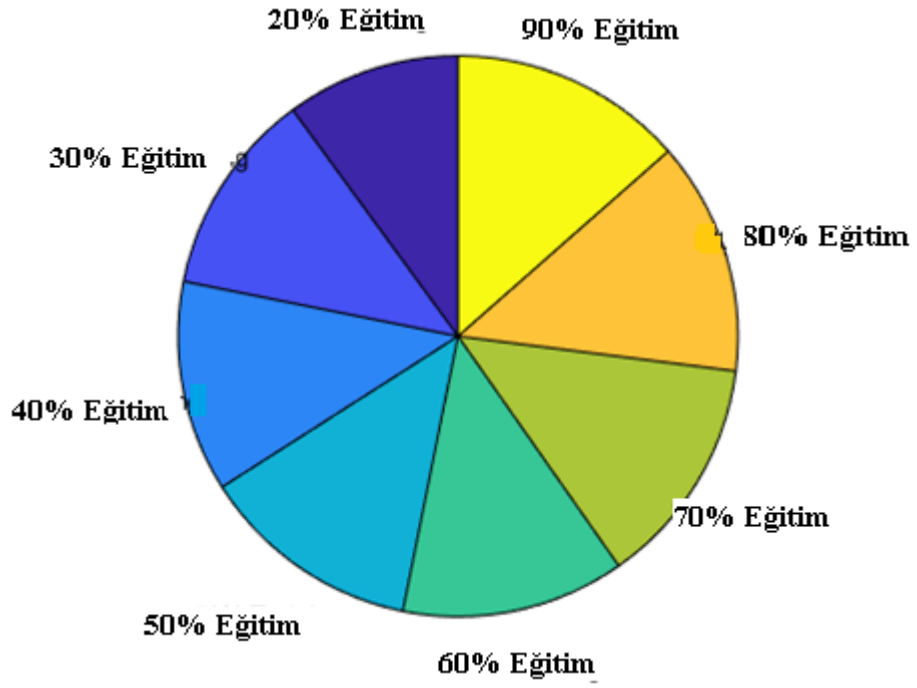
Parmak izi teknolojisi halen kullanılıyor olsa bile, tabii ki kullanım alanına bağlı olarak, yeterince güvenli olmadığı söylenebilir. Bu gibi sebeplerden dolayı güvenlik merkezli çalışmaların çoğu parmak damar sistemlerine yönelmeye başlamıştır. Bu çalışmada bu sistemler üzerine yoğunlaşmıştır.

Bu çalışmada ilk olarak, parmak damar sistemlerinin rutin olarak kullanılan parmak izi sisteminden avantajlarını ve dezavantajları karşılaştırılmıştır. Buna ek olarak, parmak damar görüntüsünün alınması için yeni modeller geliştirilmiştir. Bu adım segmentasyon, ilgi alanını ayıklama ve geliştirme gibi pek çok farklı kategoriden uygulamayı bir araya getirmeyi gerektirmektedir. Bütün bunlar yapıldıktan sonra görüntünün özelliklerini açığa çıkarmak mümkün olmuştur. Parmak damar görüntüleme tekniği için yerel ikili örüntüler ve farklı türevler uygulanmıştır. Bu çalışmada bazı metotlar ve bir kısım veri tabanları da incelenmiştir. Literatürde analiz edilebilecek farklı özellik tanımlama yöntemleri vardır. Örneğin LBP, HOG ve GBP'nin döndürmeye veya ölçek değişimine karşı değişmezlik getiren genişletilmiş halleri mevcuttur. Bu genişletmelerin incelenmesi araştırmaya değer konulardır ve ileride yapılacak çalışmalar listesine eklenmesi mümkündür. Döndürmeye ve ötelemeye karşı değişmezliğin analizi için parmağın farklı yönlerde ve eksenlerde döndürülmesi oldukça realistik olacaktır, dahası, görüntülere yapay olarak parazit eklenmesi, döndürülmesi veya ötelenmesinden önce parmakla kamera arasındaki uzaklığın değiştirilmesinin test edilmesi mümkündür.

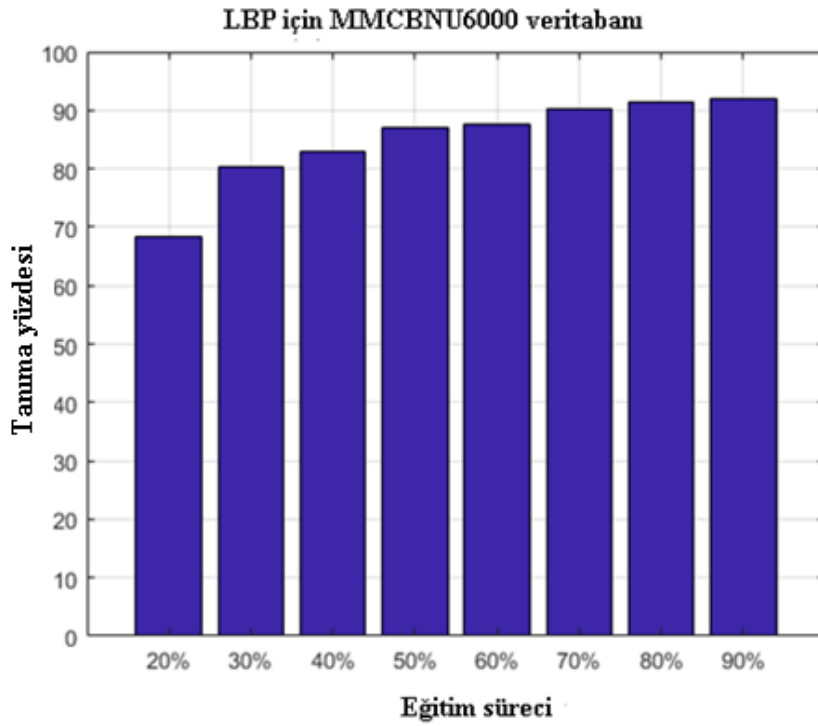
Bu tezde yeni bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemde dalgacık dönüşümünü kullanarak yerel ikili desen ve gri seviye eş oluşum matrisi birleştirilmiş ve her görüntüden özellikleri çıkartılmıştır. Bu tezde ortalama sonuç % 96,92 elde edilmiştir. Bu sonuç ilk 100 kişi için elde edilmiştir. Ayrıca bu çalışmada LBP metodunu ve LBP metodunu dalgacık dönüşümü kullanılarak sonuçlar elde edilmiş ve önerilen yöntemle karşılaştırılmıştır (Şekil 5.1-5.4).



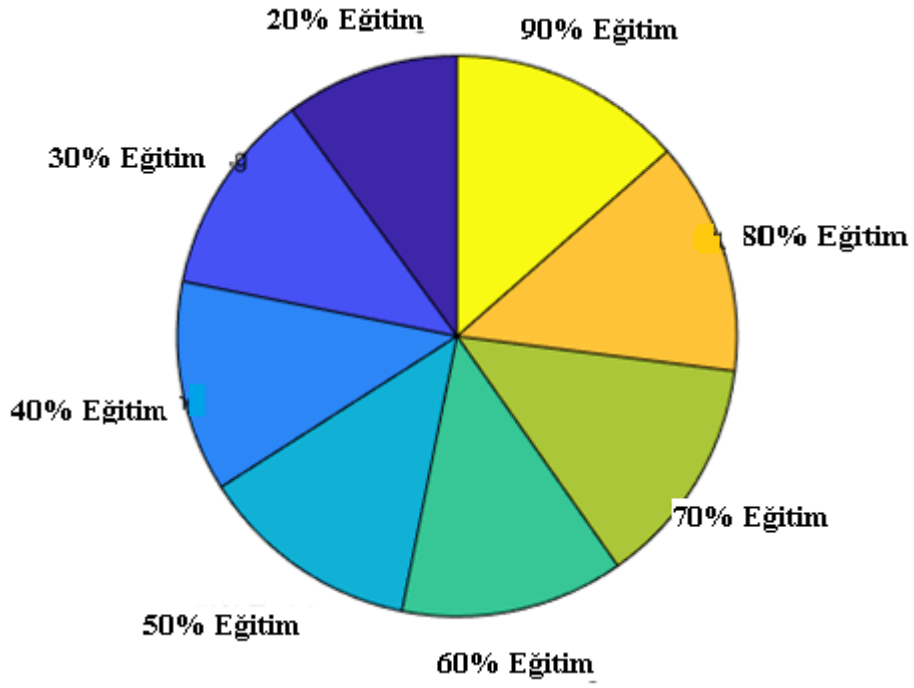
Şekil 5.1. LBP kullanarak elde edilen sonuç



Şekil 5.2. LBP kullanarak elde edilen sonucun küresel gösterimi



Şekil 5.3. LBP ve DWT kullanarak elde edilen sonuç



Şekil 5.4. LBP ve DWT kullanarak elde edilen sonucun küresel gösterimi

5.2 Öneriler

Önerilen metot ileride parmak damar izi tanıma cihazlarında kullanılabilir. Bu cihazlarda şu ana kadar dalgacık dönüşümü ve LBP yöntemi hiç kullanılmamıştır. Dünyada ilk kez bu yöntem uygulanabilir.

KAYNAKLAR

- Bai, X., & Latecki, J. (2008). Path similarity skeleton graph matching, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 30. 1282-1292.
- Dalal, N., & Triggs, B. (2005). Histograms of oriented gradients for human detection, in *Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, 886-893.
- Do, M., & Javidi, B. (2010). 3D integral imaging reconstruction of occluded objects using independent component analysis-based K-means clustering, *Display Technology, Journal of*, 6, 257-262.
- Gaetano, R., Scarpa, G., & Poggi, G. (2009). Recursive Texture Fragmentation and Reconstruction Segmentation Algorithm Applied to VHR Images, in *IGARSS (4)*, 101-104.
- Gonzales, C., Woods, E., & Eddins, L. (2004). *Digital image processing using MATLAB*: Pearson Prentice Hall.
- Haralick, M., Shanmugam, K., & Dinstein, H. (1973). Textural features for image classification, *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 610-621.
- Huang, B., Da, Y., Li, R., Tang, D., & Li, W. (2010). Finger-vein authentication based on wide line detector and pattern normalization, in *Pattern Recognition (ICPR), 20th International Conference on*, 1269-1272.
- Hwang, S., Hong, S.-H., & Javidi, B. (2007). Free view 3-D visualization objects by using computational synthetic aperture integral imaging, *Journal of Display Technology*, 3, 64-70.
- Kumar, A., & Zhou, Y. (2012). Human identification using finger images, *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21, 2228-2244.
- Lu, Y., Xie, J., Yoon, S., Wang, Z., & Park, S. (2013). An available database for the research of finger vein recognition, in *Image and Signal Processing (CISP), 6th International Congress on*, 410-415.
- Miura, N., Nagasaka, A., & Miyatake, T. (2002). Automatic Feature Extraction from non-uniform Finger Vein Image and its Application to Personal Identification, in *MVA*, 253-256.
- Miura, N., Nagasaka, A., & Miyatake, T. (2004). Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification, *Machine Vision and Applications*, 15, 194-203.

- Miura, N., Nagasaka, A., & Miyatake, T. (2007). Extraction of finger-vein patterns using maximum curvature points in image profiles, *IEICE Transactions on Information and Systems*, 90, 1185-1194.
- Nguyen, T., Park, H., Shin, Y., Kwon, Y., Lee, C., & Park, R. (2013). Fake finger-vein image detection based on fourier and wavelet transforms, *Digital Signal Processing*, 23, 1401-1413.
- Nguyen, T., Park, H., Lee, C., Shin, Y., Kang, J., & Park, R. (2012). Combining touched fingerprint and finger-vein of a finger, and its usability evaluation, *Advanced Science Letters*, 5, 85-95.
- Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. (1996). comparative study of texture measures with classification based on featured distributions, *Pattern recognition*, 29, 51-59.
- Peiqin, L., Jianbin, X., Tong, L., & Wei, Y. (2014). Finger vein recognition algorithm based on optimized GHT, *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 125, 1780-1783.
- Shin, D., & Javidi, B. (2011). 3D visualization of partially occluded objects using axially distributed sensing, *Display Technology, Journal of*, 7, 223-225.
- Shin, J. H., Smith, D., Swiercz, W., Staley, K., Rickard, T., & Montero, J., *et al.* (2010). Recognition of partially occluded and rotated images with a network of spiking neurons, *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 21, 1697-1709.
- Sivri, E. (2012). Shape descriptors based on intersection consistency and global binary patterns, Master's thesis, Middle East Technical University, Ankara, Turkey.
- Teague, M. R. (1980). Image analysis via the general theory of moments, *Josa*, 70, 920-930.
- Tsamoura, E., & Pitas, I. (2010). Automatic color based reassembly of fragmented images and paintings, *Image Processing, IEEE Transactions on*, 19, 680-690.
- Turk, M., & Pentland, A. (1991). Eigen faces for recognition, *Journal of cognitive neuroscience*, 3, 71-86.
- Vallabh, H. (2012). Authentication using finger-vein recognition, University of Johannesburg.
- Yang, G., Yang, Y., & Xi, X. (2014). Exploring soft biometric trait with finger vein recognition, *Neurocomputing*, 135, 218-228.
- Yang, J., & Shi, Y. (2012). Finger-vein ROI localization and vein ridge enhancement. *Pattern Recognition Letters*, 33, 1569-1579.

Yang, W., Huang, X., Zhou, F., & Liao, Q. (2014). Comparative competitive coding for personal identification by using finger vein and finger dorsal texture fusion, *Information sciences*, 268, 20-32.

