

**KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ**

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

LİSANS TEZİ

MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE PARMAK İZİ TANIMA

ALPER AKTEPE

KOCAELİ 2020

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Bu tez çalışması, parmak izi tanımanın makine öğrenmesiyle de gerçekleştirilebileceğini göstermek amacıyla gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışmamda desteğini esirgemeyen, çalışmalarına yön veren, bana güvenen ve yüreklendiren danışmanım Dr.Öğr.Üyesi Orhan AKBULUT'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmamın tüm aşamalarında bilgi ve destekleriyle katkıda bulunan hocam. Dr.Öğr.Üyesi Orhan AKBULUT'a teşekkür ediyorum.

Tez çalışmamda gösterdiği anlayış ve destek için sayın Dr.Öğr.Üyesi Orhan AKBULUT'a teşekkürlerimi sunarım.

Hayatım boyunca bana güç veren en büyük destekçilerim, her aşamada sıkıntılarımı ve mutluluklarımı paylaşan sevgili aileme teşekkürlerimi sunarım.

Mayıs – 2020

Alper AKTEPE

Bu dokümandaki tüm bilgiler, etik ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilip sunulmuştur. Ayrıca yine bu kurallar çerçevesinde kendime ait olmayan ve kendimin üretmediği ve başka kaynaklardan elde edilen bilgiler ve materyaller (text, resim, şekil, tablo vb.) gerekli şekilde referans edilmiş ve dokümanda belirtilmiştir.

Öğrenci No: 160202056

Adı Soyadı: Alper Aktepe

İmza:.....

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR.....	ii
İÇİNDEKİLER	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vi
TABLolar DİZİNİ	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	viii
ÖZET.....	ix
ABSTRACT	x
GİRİŞ	1
1. PARMak İZİ TANIMA SİSTEMİ NEDİR	3
2. MAKİNE ÖĞRENMESİ FELSEFESİ.....	4
2.1. Makine Öğrenmesi	4
2.2. Makine öğrenmesi ile geleneksel programlama arasındaki farkı	6
2.3. Parmak izi tanıma sistemlerinde kullanılabilir makine öğrenmesi algoritmaları.....	7
2.3.1 Evrişimli Sinir Ağları	7
2.3.2 Yapay Sinir Ağları.....	8
2.3.3 Destek Vektör Makineleri.....	9
2.3.4 Genetik Algoritmalar.....	10
3. PARMak İZİ ÖZELLİKLERİ VE ANATOMİSİ	11
3.1. Parmak izi özellikleri.....	11
3.2. Parmak izi anatomisi	13
3.2.1 Ark Tipi İzler	14
3.2.2 Döngüsel İzler	15
3.2.3 Helezonik İzler.....	16
4. PARMak İZİ ALINMASI VE TANIMA	17
4.1 Parmak izi sistemleri nasıl çalışır	17
4.2 Parmak izleri nasıl depolanır ve karşılaştırılır	17
4.3 Parmak izi tarama nasıl olur	18
5. PARMak İZİ GÖRÜNTÜ KALİTESİ İYİLEŞTİRME.....	19
5.1. Literatür	20
5.1.1 Segmentasyon	20
5.1.2 Normalizasyon	21
5.1.3 Yön Tayini	22
5.1.4 Sırt Hatları Frekans Tayini.....	24
5.1.5 Gabor Filtresi	25
5.1.6 İkileştirme	26
5.1.7 İnceltme	27
5.2. Metodoloji	28
5.2.1 Segmentasyon	28
5.2.2 Normalizasyon	29
5.2.3 Yön Tayini	29
5.2.4 Sırt Hatları Frekans Tayini.....	30

5.2.5 Gabor Filtresi	31
5.2.6 İkileştirme	32
5.2.7 İnceltme	32
6. PARMAK İZİ İSTATİSTİKLERİ	32
7.MAKİNE ÖĞRENMESİ VE PARMAK İZİ TANIMA	33
7.1 Yapay Sinir Ağları	34
7.2 Destek Vektör Makineleri	35
7.3 Genetik Algoritmalar	36
8. VERİ KÜMESİ VE TEMEL PROJE BİLGİLERİ	36
9.DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ MODEL ŞABLONU	37
10.DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ MODEL EĞİTİMİ	38
11.DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ MODEL TESTİ.....	39
11.UYGULAMA VE SONUÇLAR.....	40
KAYNAKLAR	42
EKLER	44
KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER	45
ÖZGEÇMİŞ.....	45

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1.	Desen ve ayrıntı noktaları karakteristikleri	4
Şekil 2.1.	Geleneksel programlama ve makine öğrenmesi karşılaştırması	6
Şekil 2.2	CNN ile kimlik tespiti aşamaları	8
Şekil 2.3.	Parmak izi sınıflandırma aşamaları ve yapay sinir ağlarının rolü	9
Şekil 2.4.	SVM algoritması ile parmak izi tanıma sistemi	10
Şekil 2.5.	Genetik algoritmalar kullanılan parmak izi tanıma sistemi.....	11
Şekil 3.1.	Merkez noktası ve delta noktaları.....	14
Şekil 3.2.	Düz Ark ve Çadırılı Ark	15
Şekil 3.3.	Ulnar,Radyal ve Çift Döngüsel İzler.....	16
Şekil 3.4.	Düz,Merkezi Hücre Döngüsel ve Tesadüfi Helezonik İzler.....	17
Şekil 8.1	İşlenmiş Parmak İzi Görüntüsü	37
Şekil 12.1.	Parmak İzi Dosyaları.....	40
Şekil 12.2.	Örnek Parmak İzi Görüntüleri	41
Şekil 12.3.	Kullanıcıya Bilgi Döndürme	41

TABLÖLAR DİZİNİ

Tablo 6.1. Parmak izi tipleri deneyleri ve sonuçları.....	10
---	----

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

f	: Kosinüs dalga boyu
f^*	: Alçak geçiş filtresi
G	: Gauss alçak geçiş filtresi
I	: Gri seviye değeri
M	: Ortalama gri seviye değeri
N	: Normalizasyon
O	: Düzeltilmiş yönelimli alan
p	: piksel
T	: Ardışık iki tepe arasındaki piksel sayısı
t	: Eşik değeri
V	: Varyans
W	: Blok kenarı
∂x	: x yönündeki gradyanın büyüklüğü
∂y	: y yönündeki gradyanın büyüklüğü
θ	: En küçük kare ortalaması
M_0	: Tahmini ortalama
V_0	: Tahmini varyans
Φ_x	: x vektör alanı
Φ_y	: y vektör alanı
Ω	: Frekans
w_1	: Birim integrali ile iki boyutlu geçiş filtresi
θ	: Fonksiyon yönü
σ_x	: x eksenini boyunca sabit mesafe
σ_y	: y eksenini boyunca sabit mesafe

Kısaltmalar

AI	: Artificial Intelligence (Yapay Zeka)
ANN	: Artificial Neural Networks (Yapay Sinir Ağları)
ASU	: Arizona State University (Arizona Eyalet Üniversitesi)
CCD	: Charge Coupled Device (Yük Bağlısımlı Aygıt)
CMOS	: Complementary Metal Oxide Semi conductor (Bütünleyici metal oksit yarı iletken)
CNN	: Convolutional Neural Network (Evrişimli Snir Ağları)
dpi	: İnç başına nokta sayısı
FAR	: False Acceptance Rate (Hata Kabul Oranı)
FBI	: Federal Bureau Investigation (Federal Soruşturma Bürosu)
FRR	: False Reject Rate (Hata Ret Oranı)
LED	: Light Emitting Diode (Işık Yayan Diyot)

SVM : Support Vector Machine (Destek Vektör Makinesi)
USB : Universal Serial Bus (Evrensel Seri Veriyolu)

ÖZET

Bu çalışmanın amacı, makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak parmak izi tanıma işlemini gerçekleştirmektir. Biyometrik sistemler, günümüzde güvenlik, kişinin kimlik tespiti ve tayini için kullanılan sistemlerdir. Günlük hayatımızda çeşitli yerlerde, biyometrik sistemler kullanılmaktadır. Cep telefonu kilidi açmadan, güvenliğinin yüksek tutulması gereken kamu şirketlerine kadar pek çok alanda önemli bir rolü vardır. İris tanıma, el geometrisi, yüz tanıma ve parmak izi tanıma günümüzdeki en yaygın olarak bilinen biyometrik sistemlerdir. Özellikle parmak izi, güvenilirliği, düşük maliyeti ve zaman tasarrufunun kaliteli olması nedeniyle pek çok kuruluş tarafından öncelikli tercihlerden biridir.

Her insanın parmak izinin, sadece kendisine has oluşu, güvenilirliği üst düzeye çıkarmaktadır. Eski bir tarihe sahiptir ve eskiden parmak izinin alınıp karşılaştırılmasının elle ve zahmetli oluşu bu sistemin kullanılmasında zaman faktörünü çok olumsuz etkilemekteydi. Ancak günümüzde gelişen yapay zeka teknolojileri sayesinde parmak izi tanımlama artık çok zahmetsiz ve düşük maliyetli bir iş haline gelmiştir. Bu yapay zeka teknolojilerine derin öğrenme ve makine öğrenmesi örnek verilebilir.

Bu çalışmada, derin öğrenmeyle rahatça yapılabilen bu işlemin, makine öğrenmesiyle de yapılabilirliğini araştırdım. Ayrıca eskiye göre bu teknolojilerin kullanılmasının tek olumlu tarafı, zaman tasarrufu ve düşük maliyeti değildir. Bu teknolojilerin bir diğer olumlu yönü ise, düşük kalitede alınmış bir görüntünün, görüntü kalitesi iyileştirme teknikleri ve algoritmaları kullanılarak optimizasyon sağlamaktır. Bu çalışma, makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak parmak izi tanımlamanın başarıyla gerçekleştirilebileceğini göstermektedir.

Anahtar kelimeler: Parmak izi Tanıma, Makine Öğrenmesi, Görüntü Kalitesi İyileştirme, Biyometrik Sistemler.

FINGERPRINT RECOGNITION WITH MACHINE LEARNING

ABSTRACT

The aim of this study is to perform fingerprint recognition using machine learning algorithms. Biometric systems are systems used today for security, identification and determination of the person. Biometric systems are used in various places in our daily life. It has an important role in many areas, from unlocking mobile phones to companies that need to be kept security high. Iris recognition, hand geometry, face recognition and fingerprint recognition are the most widely known biometric systems today. Fingerprint is one of the priority choices by many organizations, especially because of its reliability, low cost and quality of time saving.

The fact that each person's fingerprint is unique to him increases reliability to the highest level. It has an old history, and the manual and laboriousness of fingerprinting and comparison in the past had a very negative effect on the time factor in using this system. However, thanks to today's developing artificial intelligence technologies, fingerprint identification has become a very effortless and low-cost job. Deep learning and machine learning can be given as examples of these artificial intelligence technologies.

In this study, I investigated whether this process, which can be done easily with deep learning, can also be done with machine learning. In addition, the only positive side of using these technologies compared to the past is not time savings and low cost. Another positive aspect of these technologies is to provide optimization of a low quality image by using image quality improvement techniques and algorithms. This study shows that fingerprint recognition can be achieved successfully using machine learning algorithms.

Keywords: Fingerprint Recognition, Machine Learning, Fingerprint Image Improvement, Biometric Systems.

GİRİŞ

Parmak izi tanıma günümüzde en çok kullanılan biyometri türlerinden biridir. Parmak izi tanıma sistemleri, günümüzde pek çok kuruluş tarafından tercih edilmektedir. Parmak izi tanıma sistemleri, bireylerin parmaklarının görüntülerini bir tarayıcı yardımıyla ve matematiksel formüllerle inceleyip karşılaştırma ve sınıflandırma yapıp doğru ya da yanlış olacak şekilde sonuç döndüren sistemlerdir. [3, 4]. Makine öğrenmesi felsefesi ve algoritmaları kullanılarak da bu tür sistemler geliştirilebilir. Bu algoritmalarından bazıları evrişimli sinir ağları, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri ve genetik algoritmalar [4-10]. Parmak izi, parmakların son eklemi ve uç kısmındaki kıvrımlardan oluşan doğal ve benzersiz desenlerdir. Değişmez, benzetilemez ve sınıflandırılabilme özellikleri sebebiyle oldukça kullanımı verimlidir. Edward Henry, parmak izlerinin üç temel modele sahip olarak tanımlanabileceğini fark etti. Bunlar ark tipi izler, döngüsel izler ve helezonik izlerdir. [11-17]. Parmak izi sistemleri, kayıt ve doğrulama olmak üzere iki aşamada çalışmaktadır. Kayıt sürecinde, her bir kişinin parmak izleri taranır, analiz edilir ve ardından güvenli bir veri tabanında kodlanmış bir biçimde tutulur. Kayıt tamamlandığında, sistem kullanıma hazır hale gelir. Bu da "doğrulama" olarak bilinen ikinci aşamadır. Bu işlem tarayıcı yardımıyla gerçekleşmektedir. Kayıt aşaması depolamayı, doğrulama aşaması ise tarayıcının döndürdüğü sonucu temsil eder. [17-19]. Ancak tarayıcıya gelen görüntü şartlar nedeniyle her zaman yeterli kalitede olmayabilir. Bu noktada bir takım görüntü iyileştirme algoritmalarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bunlar, segmentasyon, normalizasyon, yön tayini, sırt hatları frekans tayini, Gabor filtresi, ikilileştirme ve inceltmedir. Bu metodlar kullanılarak ayrıntı ve özellik çıkarımı yapılabilir ve istenilen sonuç elde edilebilir. [19-32]. Ayrıca günümüzde 3 adet iz tipi olduğu bilinmektedir ve Arizona Eyalet Üniversitesi Matematik Bölümünde yapılan bir çalışmada 1200 adet örnekle yapılan araştırma sonucunda, bu deney günümüzde bilinen istatistikleri destekler niteliktedir. [32]. Günümüz teknolojisiyle parmak izi üzerinde çalışmalar yapmak oldukça kolaydır. Bu teknolojilerden biri de makine öğrenmesidir. Makine öğrenmesiyle parmak izi tanımlama, eğitim ve test adında iki süreçte gerçekleşir. Eğitim aşamasında, her bir kullanıcı için birden fazla parmak

izi görüntüleri toplanır ve hesaplanan özellik bilgileri veri tabanına kaydedilir. Test aşamasında ise parmak izi tarayıcı sensörü aracılığıyla kullanıcı parmak izi görüntüleri toplanır. Makine öğrenme sistemi, ilk olarak, eğitim verileri ile eğitilir. Bu, elde edilen tecrübeye göre gerekli işlemleri gerçekleştirmek için kullanılır. Yapay sinir ağları, makine öğrenimi sisteminin en yaygın olarak kullanılan algoritmasıdır. Destek vektör makinesi, doğrusal sınıflandırma, regresyon, temel bileşen analizi ve doğrusal olmayan sınıflandırmalar için bir eğitim algoritmasıdır. Genetik algoritma içinse bir uygunluk fonksiyonu gibi kullanılan çekirdek nokta konumu ve yönlendirilmesi için yeni bir tanım sunulmuştur. [32-36]. Projede, destek vektör makinesi algoritması kullanılmıştır. İlk önce sınıflandırıcı şablonu oluşturulur. [36]. İki aşamada eğitim ve test olarak gerçekleşmektedir. Eğitim aşamasında veriler gözlemlenir ve öğrenilir. Test aşamasında ise test veri seti kullanılarak tahmin etme işlemi gerçekleşir. [36-39]. Kullanıcı veri setinden bir parmak izi görüntüsü seçer ve algoritma hangi parmağa ait görüntü olduğunu destek vektör algoritmasını kullanarak tahmin etmeye çalışır. [40-42].

Bölüm 1’de parmak izi tanıma sisteminin ne olduğu ele alınmıştır. Bölüm 2’de ise, makine öğrenmesi felsefesinden ve bazı algoritmalarından bahsedilmiştir. Bölüm 3’te parmak izi özellikleri, anatomisi ve iz tiplerinden bahsedilmiştir. Bölüm 4’te parmak izi alınması ve tanınması süreci anlatılmıştır. Bölüm 5’te ise, düşük kalitede gelen parmak izlerinin görüntü kalitesinin iyileştirilmesi ve kullanılan metodlar gösterilmiştir. Bölüm 6’da, parmak izi tipleriyle ilgili bir çalışma sonucu istatistiki verilerle karşılaştırma yapılmış ve araştırma sonucuyla, bilinen veriler arasındaki benzerlik ele alınmıştır. Bölüm 7’de ise, makine öğrenmesi algoritmalarını kullanarak parmak izi tanıması gerçekleştiren bazı bilim insanlarının çalışmalarına ve istatistiklerine yer verilmiştir. Bölüm 8’de kullanılan veri kümesinden ve destek vektör makinesi şablonundan bahsedilmiştir. Bölüm 9’da eğitim veri seti ve modelinden, Bölüm 10’da ise test veri seti ve modelinden bahsedilmiştir. Bölüm 11’de ise projedeki örnek çıktılar ve deney sonuçları ele alınmıştır.

1.PARMAK İZİ TANIMA SİSTEMİ NEDİR

Parmak İzi Tanıma Sistemi Nedir?

Parmak izi tanıma, en çok bilinen ve kullanılan biyometrilere biridir. Zaman içindeki benzersizlikleri ve tutarlı olmaları nedeniyle, parmak izleri yüzyılı aşkın süredir kimlik tespiti için kullanılıyor ve daha yakın zamanda bilgi işlem yeteneklerindeki gelişmeler nedeniyle günümüzde çok daha yaygındır. Parmak izi tanıma, elde edilmesinin kolay olması, toplanması için çok sayıda kaynak olması, kanun yaptırımı ve kolay toplama-kullanabilme nedeniyle oldukça popülerdir.

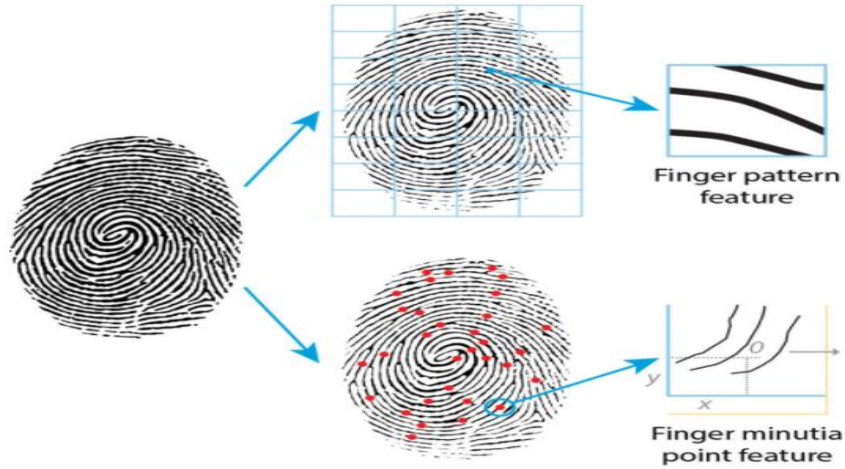
Sir Francis Galton'un parmak izlerinin tanımlanabileceği bazı noktaları veya özellikleri tanımladığı zamandan beri parmak izleri kişileri belirleyebilmek için kullanılmaktadır. Bu "Galton Noktaları", geçtiğimiz yüzyılda parmak izi tanımlama biliminin temelidir. Parmak izi tanıma, 1960'ların sonlarında bilgisayar teknolojilerinin ortaya çıkmasıyla birlikte otomasyona geçişine başladı. Bilgisayarların gelişmesiyle birlikte, Galton Noktalarının bir alt kümesi olan bu noktalar bir diğer adıyla ayrıntı noktaları, otomatik parmak izi teknolojisini geliştirmek için kullanıldı.

Bir parmak izi genellikle sürtünme sırt derisinin yüksek kısmını temsil eden bir dizi koyu çizgi olarak görünür, oysa bu sırtlar arasındaki vadi beyaz boşluk olarak görünür ve sürtünme sırt kaplamasının alçak kısmıdır. Parmak izi tanımlaması, temel olarak ayrıntılara veya bir sırt yolu boyunca sırt uçlarının ve çatallanmaların (bölünmeler) konumuna ve yönüne dayanır.

Bir parmak izi yüzeyinin dijital görüntüsünü toplamak için çeşitli sensör türleri (optik, kapasitif, ultrason ve termal) kullanılır. Optik sensörler, parmak izi görüntüsünü alır ve günümüzdeki en yaygın sensör türüdür.

Parmak izi eşleştirme tekniklerinin iki ana kategorisi vardır. Bu iki kategori ayrıntı tabanlı eşleştirme ve desen eşleştirmedir. Desen eşleştirme, ne kadar benzer olduklarını görmek için iki görüntüyü karşılaştırır. Desen eşleştirme ise genellikle kopyaları tespit etmek için kullanılan tekniktir. En yaygın olarak kullanılan eşleştirme tekniği olan ayrıntı tabanlı eşleştirme, ayrıntı noktalarına ve özellikle her

noktanın konumu ve yönüne dayanır. Aşağıdaki Şekil 1.1'de desen(pattern) ve ayrıntı noktası (minutiae point) karakteristikleri gösterilmektedir.



Şekil 1.1 Desen(Pattern) ve Ayrıntı(Minutiae) Noktaları Karakteristikleri

2.MAKİNE ÖĞRENMESİ FELSEFESİ

2.1 Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi, verilerden öğrenen ve zaman içinde doğruluğunu artıran uygulamalar oluşturmaya odaklanan bir yapay zeka (AI) dalıdır. Veri biliminde algoritma, istatistiksel işlem adımlarının bir dizisidir. Makine öğrenmesinde ise algoritmalar, yeni verilere dayalı kararlar ve tahminler yapmak için verideki kalıpları ve özellikleri bulmak üzere 'eğitilir'. Algoritma ne kadar iyi olursa yani daha fazla veri işledikçe kararlar ve tahminler o kadar doğru olur.

Günümüzde, makine öğrenmesinin örnekleri neredeyse her yerdedir. Dijital asistanlar, sesli komutlarımıza yanıt olarak talep ettiğimiz aktiviteyi gerçekleştirir. Web siteleri, daha önce arattıklarımız ve satın aldıklarımıza göre ürünler, izlediklerimize göre filmler ve dinlediklerimize göre şarkılar önerir. Spam algılayıcılar, istenmeyen e-postaların gelen kutularımıza ulaşmasını

engeller. Tıbbi görüntü analiz sistemleri, doktorların gözden kaçırmış olabilecekleri tümörleri tespit etmelerine yardımcı olur. Ayrıca daha da fazlasını bekleyebiliriz. Büyük veri büyüdükçe, bilgi işlem

daha güçlü ve uygun fiyatlı hale geldikçe, veri bilimcileri daha yetenekli algoritmalar geliştirmeye devam ettikçe, makine öğrenmesi hayatımızda daha fazla verimlilik sağlayacaktır.

Bir makine öğrenmesi uygulaması ya da modeli oluşturmanın dört temel adımı vardır. Bunlar tipik olarak, modelin ya da uygulamanın geliştirilmekte olduğu iş profesyonelleri ile yakın çalışan veri bilimcileri tarafından gerçekleştirilir.

Adım 1: Bir eğitim veri kümesi seçme ve hazırlama

Eğitim verileri, makine öğrenmesi modelinin tasarladığı sorunu çözmek için kullanacağı verileri temsil eden bir veri kümesidir. Bazı durumlarda, eğitim verileri modelin tanımlaması gereken özellikleri ve sınıflandırmaları belirtmek için "etiketlenir". Diğer veriler etiketlenmemiştir ve modelin bu özellikleri çıkarması ve kendi başına sınıflandırmaları ataması gerekecektir.

Eğitim verilerinin uygun şekilde hazırlanması ve rastgele hale getirilmesi, eğitimi etkileyebilecek dengesizlikler açısından kontrol edilmesi gerekir. Ayrıca iki alt gruba ayrılmalıdır: uygulamayı eğitmek için kullanılacak eğitim alt kümesi ve test etmek ve iyileştirmek için kullanılan değerlendirme alt kümesi.

Adım 2: Eğitim veri kümesinde çalıştırılacak bir algoritma seçme

Algoritma, bir dizi istatistiksel işlem adıdır. Algoritma türü, eğitim veri setindeki veri türüne (etiketli veya etiketsiz), miktarına ve çözülecek problemin türüne bağlıdır.

Adım 3: Model oluşturabilmek için algoritmayı eğitme

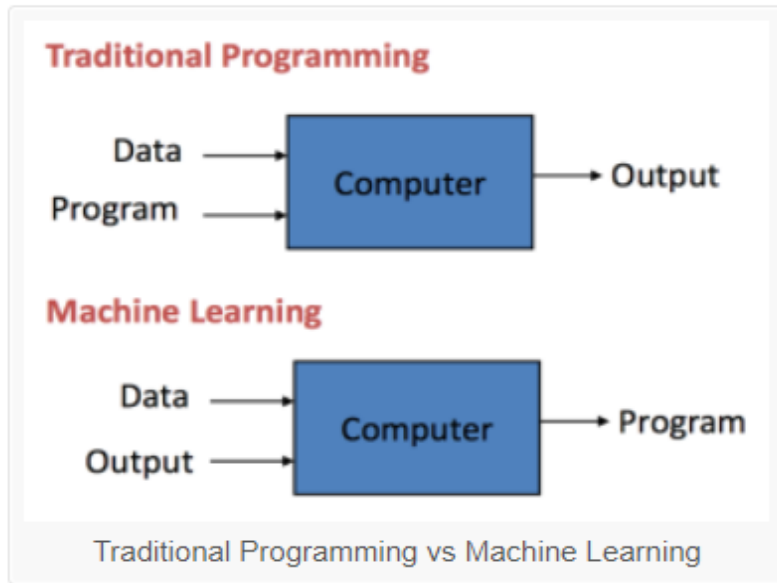
Algoritmayı eğitmek yinelemeli bir süreçtir; algoritma aracılığıyla değişkenleri çalıştırmayı, çıktıyı üretmiş olması gereken sonuçlarla karşılaştırmayı ve algoritmaya kadar değişkenleri yeniden çalıştırmayı içerir. Çoğu zaman doğru sonucu döndürür. Ortaya çıkan eğitilmiş, doğru algoritma, makine öğrenmesi modelidir. Dikkat edilmesi gereken önemli bir ayrımdır, çünkü "algoritma" ve "model", bazen makine öğrenmesi uzmanları tarafından bile birbirinin yerine yanlış bir şekilde kullanılabilirler.

Adım 4: Modeli kullanma ve geliştirme

Son adım, modeli yeni verilerle kullanmak ve en iyi durumda, zaman içinde doğruluğu ve etkinliği artırmaktır. Yeni verilerin nereden geldiği çözülmekte olan soruna bağlı olacaktır. Örneğin, istenmeyen postayı tanımlamak için tasarlanmış bir makine öğrenmesi modeli, e-posta mesajlarını alırken, elektrikli robot süpürgeyi çalıştıran bir makine öğrenimi modeli, ev eşyaları veya odadaki yeni nesnelerle gerçek dünya etkileşiminden kaynaklanan verileri alır.

2.2 Makine Öğrenmesinin Geleneksel Programlamadan Farkı

Geleneksel programlamada veri ve program, çıktıyı üretmek için makine öğrenmesinde ise veri ve çıktı, bir program oluşturmak için çalıştırılır. Makine öğrenmesi sonucu oluşturulan program geleneksel programlamada kullanılabilir. Bu açıklama aşağıdaki Şekil 2.1'de görsel olarak gösterilmektedir.



Şekil 2.1 Geleneksel Programlama ve Makine Öğrenmesi Karşılaştırılması

2.3 Parmak İzi Tanımlama Sistemlerinde Kullanılabilir Makine Öğrenimi Algoritmaları

2.3.1 Evrişimli Sinir Ağları (CNN)

Evrişimli sinir ağı veya CNN, görüntüler gibi yapılandırılmış veri dizilerini işlemek için tasarlanmış derin öğrenen bir sinir ağıdır. Evrişimli sinir ağları, görüntü işleme teknolojilerinde yaygın olarak kullanılmaktadır ve görüntü sınıflandırma gibi birçok görsel uygulama için son teknoloji haline gelmiştir ve ayrıca metin sınıflandırması için doğal dil işlemede de başarılıdır.

Evrişimli sinir ağları, giriş görüntüsündeki çizgiler, gradyanlar, daireler ve hatta gözler, parmak izi ve insan yüzü gibi kalıpları toplamada çok iyidir. Evrişimli sinir ağlarını görüntü işleme için bu kadar güçlü kılan özellik belirtilen kalıpları toplamadaki başarısıdır. Önceki görüntü işleme algoritmalarının aksine, evrişimli sinir ağları doğrudan ham bir görüntü üzerinde çalışabilir ve herhangi bir ön işlemeye ihtiyaç duymaz.

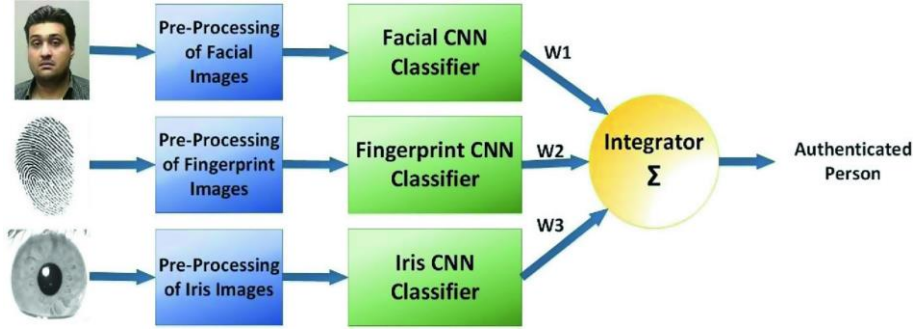
Evrişimli bir sinir ağı, genellikle 20 veya 30 katmana kadar olan ileri beslemeli bir sinir ağıdır. Evrişimli bir sinir ağının gücü, evrişimli katman adı verilen özel bir tür katmandan gelir.

Evrişimli sinir ağları, her biri daha karmaşık şekilleri tanıyabilen, birbiri üzerine yığılmış birçok evrişimli katman içerir. Üç veya dört evrişimli katman ile el yazısı veya rakamları tanımak mümkündür ve yirmi beş katmanla insan yüzleri bile ayırt edilebilmektedir.

Evrişimli bir sinir ağında evrişimli katmanların kullanımı şu şekildedir. Bir dizi katman kendisine gelen görüntüyü işler ve giderek daha karmaşık özelliklerinin belirlendiği insan görsel korteksinin yapısını yansıtır.

CNN algoritması kullanılarak parmak izi tanımlama da yapılabilir. İlk olarak, elde etme sürecinde tipik olarak bozulan parmak izi görüntü kalitesini iyileştirmek için kullanılan parmak izi görüntü ön işlemi yapılır. Daha sonra parmak izi görüntü özelliklerini çıkarmak ve sırt inceltme işlemi gerçekleştirilebilir için yeni bir iskeletleştirme yöntemi uygulamasının kullanıldığı sırtlar inceltir. Bu yöntem, iyileştirilmiş inceltme performansı göstermektedir. Ayrıca, gerçek hayattaki

uygulamalarda olası karşılaştırma analizi için sistem performansı FAR(False Acceptance Rate) ve FRR(False Reject Rate) olmak üzere iki biyometrik faktör yardımıyla analiz edilir.Aşağıdaki Şekil 2.2'de CNN 'in kullanıldığı bazı alanlar ve kullanım şekli şematize edilmiştir.



Şekil 2.2 CNN ile Kimlik Tespiti Aşamaları

2.3.2 Yapay Sinir Ağları (ANN)

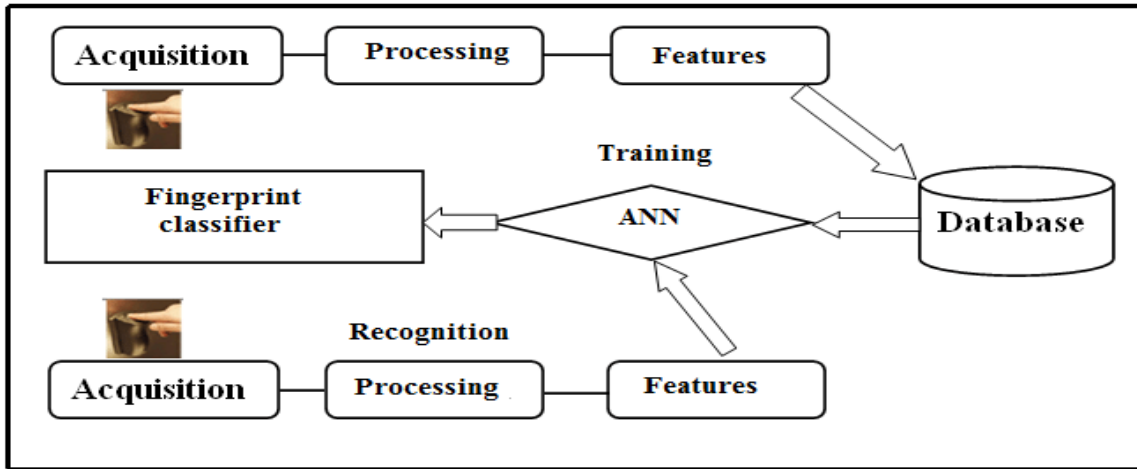
Yapay sinir ağları, yapay zekanın uygulamalarından biridir. İnsan beyninin iş yapısını taklit eden bilgi işlem teknolojisidir. Mevcut verileri analiz eder ve bu verilerden farklı öğrenme algoritmaları ile yeni bilgiler oluşturur.

Yapay sinir ağları, canlıların sinir sisteminden ilham alır ve beyin çalışma sisteminin yapay simülasyonu ile sonuçlanır. İnsan beynindeki birçok biyolojik nöronun genel anlamda yaptığı aktiviteleri, yapay sinir ağları, biyolojik nöronların çeşitli aktivite seviyelerinde girdi, işleme ve çıktı özelliklerini örnek alır.

Yapay sinir ağlarında öğrenme, nöronlar arasındaki ağırlık vektörünün değerini minimuma indirerek elde edilir. Ağın öğrenilmesi, Pavlov'un köpekler üzerindeki deneyiyle açıklanabilir: Pavlov, onlara yiyecek gösterdiğinde köpekler salyalarını döker. Pavlov daha sonra köpeklerin kafeslerine birer zil yerleştirir. Pavlov yemek ve zil arasında bağlantı kurmadan önce, zil çaldığında köpekler çan ile yemek arasında bağlantı kuramadıkları için salya akıtmazlar. Pavlov, yiyecek vermeden önce çanları çalarak onları eğitir. Köpekler çan çaldığında ve yiyecek gördüklerinde salya akıtmaya başlarlar. Eğitilmeden önce köpekler, tükürük ve çan arasında bir bağlantı oluşturmamışlardı ancak eğitimden sonra çan ve tükürük arasında güçlü bir bağlantı oluşturdular ve böylece eğitilmiş köpeğin nasıl öğrendiği gösterilmiştir.

Eğitimin amacı, ağa gösterilen örnekler için doğru çıktıyı üretecek ağırlık değerlerini bulmaktır. Ağın doğru ağırlık değerlerine ulaşma yeteneği, örneklerin temsil ettiği olay hakkında genellemeler yapabilme yeteneğidir. Ağın bu genelleme özelliğini elde ettiği sürece "ağ öğrenimi" denir.

Parmak izi tanıma sistemlerinden bahsedecek olursak, kimliklendirme yapılırken, parmak izi görüntüsündeki hat çizgisi karakteristiklerinden ya da bir diğer adıyla özellik noktaları olarak bilinen ve bunların birbirleriyle olan ilişkilerinden faydalanılır. Bu yüzden giriş olarak alınan parmak izi görüntüsünden özellik noktalarının sorunsuz, güvenilir, hızlı ve otomatik olarak elde edilebilmesi kimliklendirme için çok önemlidir. Parmak izi tanımda kullanılan özellik noktalarının tespit edilmesinde de yapay sinir ağları kullanılabilir. Birçok araştırmada elde edilen sonuçlar, parmak izi görüntüsündeki özellik noktalarının bulunmasında yapay sinir ağlarının başarılı olduğunu ispatlamıştır. Parmak izi edinme tamamlandıktan sonra görüntü işleme gerçekleşir. Daha sonra özellik çıkarımı yapılır ve eğer varsa veri tabanına kaydedilir yoksa direk yapay sinir ağları öğrenme gerçekleştirir. Veri tabanındaki verileri yapay sinir ağları kullanarak öğrenme gerçekleştirir ve parmak izi sınıflandırıcısında karşılaştırma yapılır. Ardından doğru ya da yanlış gibi bir sonuç döndürülür. Bu bahsedilen aşamalar, aşağıdaki Şekil 2.3'te şematize edilmiştir.



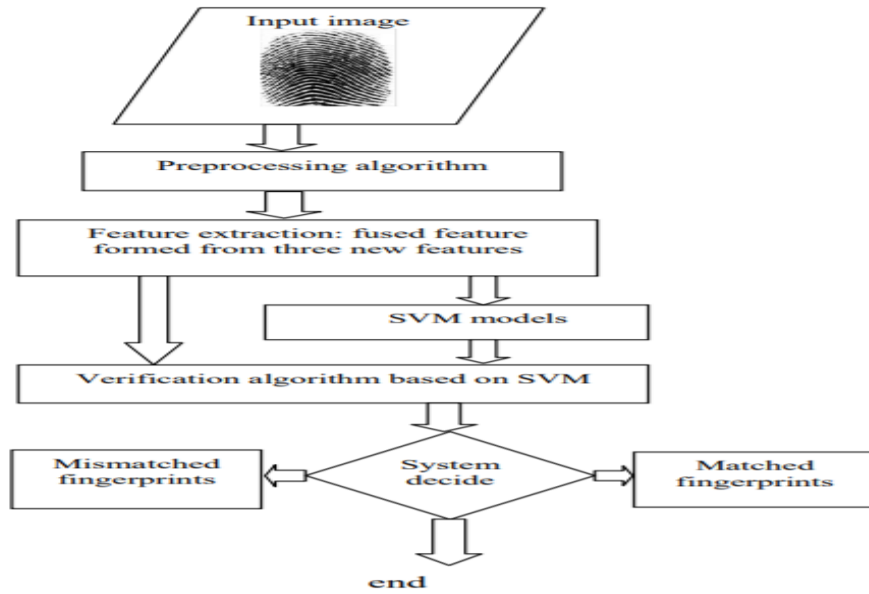
Şekil 2.3 Parmak İzi Sınıflandırma Aşamaları ve Yapay Sinir Ağlarının Rolü

2.3.3 Destek Vektör Makineleri (SVM)

Makine öğrenmesinde destek vektör makineleri, sınıflandırma ve regresyon analizi için kullanılır. Verileri analiz eden ilişkili öğrenme algoritmalarına sahip denetimli öğrenme modelleridir. Her biri iki kategoriden birine veya diğerine ait olarak işaretlenmiş bir dizi eğitim örneği verilir. SVM eğitim algoritması, yeni örnekler atayan ve onu olasılıklı olmayan ikili doğrusal sınıflandırıcı yapan bir model oluşturur. Bir SVM modeli, örneklerin uzaydaki noktalar olarak temsilidir. Ayrı kategorilerin

örnekleri, olabildiğince geniş olan net bir boşlukla bölünecek şekilde eşlenir. Yeni örnekler daha sonra aynı alana eşlenir. Düşükleri boşluğun tarafına göre hangi kategoriye ait oldukları tahmin edilir.

Destek Vektör Makinesi (SVM) bir özellik sınıflandırma tekniğidir, Dolayısıyla parmak izi tanıma algoritması olarak kullanılabilir. Özellik alanını bölme yeteneği vardır. SVM, optimal hiper düzlem aracılığıyla iki ana sınıfa ayırma yapar böylece beklenen genelleme hatası en aza indirilir. Bir optimal hiper düzlem, iki sınıf arasındaki en büyük ayırma payı ile temsil edilir. Eğitim öznitelik vektörleri, öznitelik vektörlerinin küçük bir alt kümesi olan kenar boşluğunun dışında kalmalıdır. Kenar boşluğu, destek vektörleridir. SVM'nin parmak izi görüntü sınıflandırma probleminde uygulanması, iki aşamada gerçekleşir: Bunlar "Eğitim ve Test" aşamalarıdır. Eğitim sırasında SVM, giriş yapılan parmak izi görüntü verilerini alır: Pozitif-Negatif örneklem ve bir dizi eğitim vektörünü ayrı sınıflara ayırma sorunu oluşur. Bu sorun eğitim algoritması ile çözülür. Algoritma, optimum bir hiper düzlem arar ve destek vektörlerine olan mesafe maksimuma çıkarılır. SVM, parmak izi görüntüsünün doğrulanması aşamasında her bir kullanıcı parmak izi özelliğini iki sınıfa ait olarak sınıflandırır. Karar parmak izi verilerinin hiper düzlemden uzaklığına dayanmaktadır. Son aşamada eşleşmenin doğru veya yanlış olması üzerine bir sonuç döndürür. Aşağıdaki Şekil 2.4'te SVM kullanılarak parmak izi tanıma sistemi aşamaları şematize edilmiştir.



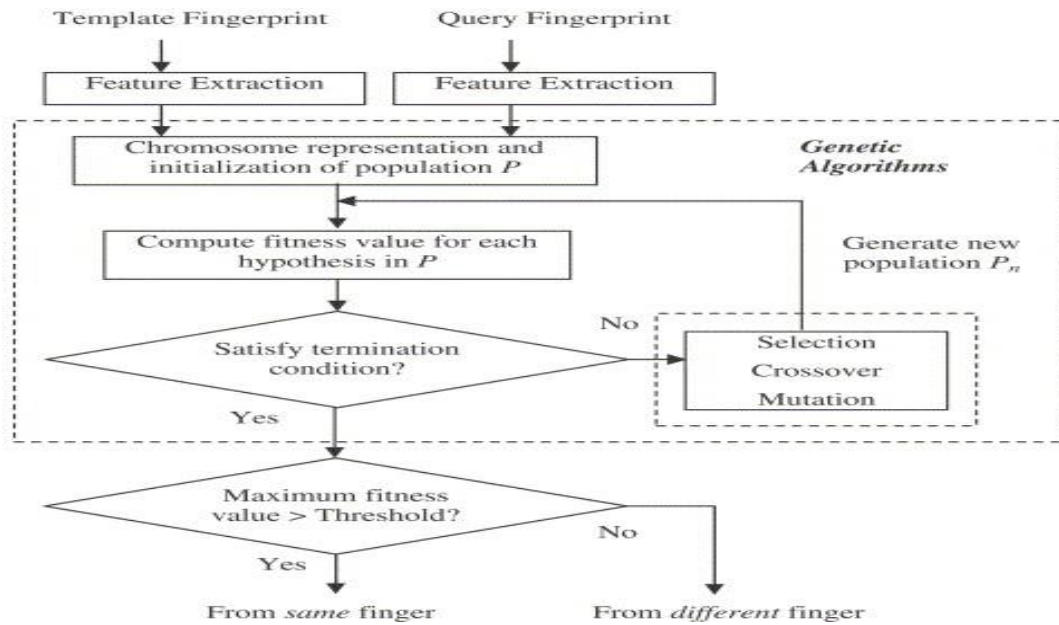
Şekil2.4 SVM Algoritması ile Parmak İzi Tanıma Sistemi

2.3.4 Genetik Algoritmalar

Genetik Algoritmalar, evrim için doğal sistemlerde olduğu gibi süreci uyarır. Charles Darwin, evrim teorisine göre doğadaki canlıların "en güçlü olanın hayatta kalması" ilkesine göre evrimleştiğini belirtti. Genetik algoritma araştırması da bu teoriye göre tasarlanmıştır.

Genetik algoritmalar, optimizasyon problemlerini çözmek için rastgele bir arama yapar. Genetik algoritmalar, aramalarını yeni arama alanında optimize eder. Bunun için önceki tarihsel bilgileri kullanan teknikleri kullanır.

Parmak izi tanıma için bir diğer verimli yöntem ise genetik algoritmalar. Parmak izi karşılaştırması genellikle ayrıntı eşleşmesine dayanır. Eşleştirme yönteminin etkinliği, ayrıntının çıkarımına bağlıdır. Bu tanıma yönteminde, piksel tabanlı bilgilerin kullanıldığı basit bir işlem benimsenmiştir. Sayısal görüntüde, her bir pikselin sahip olduğu parlaklık değeri "gri seviyeler" olarak adlandırılır. Ayrıntının çıkarılması, piksellerin "gri seviyesi" değerine ve komşu piksellere dayanır. Gri seviyelerinde değişiklik görecelidir. Dolayısıyla bu yöntem düşük kaliteli parmak izleri için benimsenmiştir. Bu yöntemin hesaplama karmaşıklığı diğer yöntemlerle karşılaştırılabilir.(Elvesier,2005)Aşağıdaki Şekil 2.5'te Genetik Algoritmalar kullanılarak parmak izi doğrulama sistemi şematize edilmiştir.



Şekil 2.5 Genetik Algoritmalar Kullanılan Parmak İzi Doğrulama Sistemi

3.PARMAK İZİ ÖZELLİKLERİ VE ANATOMİSİ

3.1 Parmak İzi Özellikleri

Parmak izi, parmakların son eklemi ve uç kısmındaki kıvrımlardan oluşan doğal ve benzersiz desenlerdir. Bu kıvrımlar avuç içlerinde ve ayak tabanlarında da bulunsa da, bunlara popüler olarak sadece parmak izi denir. Tarihte herhangi bir insanda tekrar ettikleri gözlemlenmemiştir.

Adli bilimde parmak izlerinin incelenmesi ve anlaşılması bir kişinin bir yerdeki varlığının büyük bir kanıtıdır. Bu özelliği, parmak izlerinin sadece suçluların kimlik tespiti için değil, aynı zamanda insanların kimlik belirleme ihtiyaçlarında da önemli bir rol oynar. Yani kısaca "parmak izi, insanın kimliğidir" denilebilir. 21. yüzyıla kadar, çoğunlukla suç mahalleri ve yasal işlemlerle ilişkilendirilmiştir.

Parmak izlerinin incelenmesiyle elde edilen deneyim ve gözlem, onlar hakkında üç temel özelliğin meydana gelmesini sağladı:

3.1.1 Değişmez-Değiştirilemez Özelliği

Bu temel özellik, bir bireyin yaşamının sonuna kadar parmak izlerinin değişmediğini gösterir. Fiziksel etkenlerle genişleyebilirler, ancak kalıplar aynı kalır. Bu temel özellik, parmak izlerinin kimlik yönetimi, kimlik doğrulama ve biyometrik uygulamalar için kullanışlı olmasını sağlayan en önemli özelliğidir. Bir kişinin yaşamı boyunca parmak izleri değişmeden kalır. Parmak izleri asla kendi kendine değişmez, ancak bazı durumlarda, aşınma veya hasar nedeniyle (örnek, ciddi yanık) bozulabilir veya kaybolabilir. Parmak uçlarında olmaları nedeniyle, genellikle fiziksel temasın ilk noktasıdır ancak yüzeysel yaralanmalardan zarar görmezler. Ancak bazı tıbbi durumlar parmak izlerinin kaybolmasına neden olabilir.

3.1.2 Benzemez-Benzetilemez Özelliği

Bu temel özellik ise onların benzersizliğini tanımlar. Bu özelliğe göre, parmak izi bireysel bir özelliktir ve iki parmağın aynı çıkıntı modeline sahip olmadığı rahatlıkla söylenilebilir. Bu özellik o kadar bireyseldir ki, aynı genetik kodu paylaşan tek yumurta ikizleri bile parmak izlerini paylaşmazlar. İnsan embriyosunun büyümesi sırasında parmak izlerinin oluştuğuna inanılır ve altı aylık olduğunda parmak izleri oluşur.

3.1.3 Sınıflandırılabilme Özelliği

Parmak izleri, çok karmaşık yapılar olarak görünebilir ancak gerçek şu ki, genel sırt desenlerine sahip olmaları, onları sistematik olarak belirli matematiksel formüller yardımıyla sınıflandırmayı mümkün kılar. Bu özellik, parmak izlerinin üçüncü temel özelliğidir.

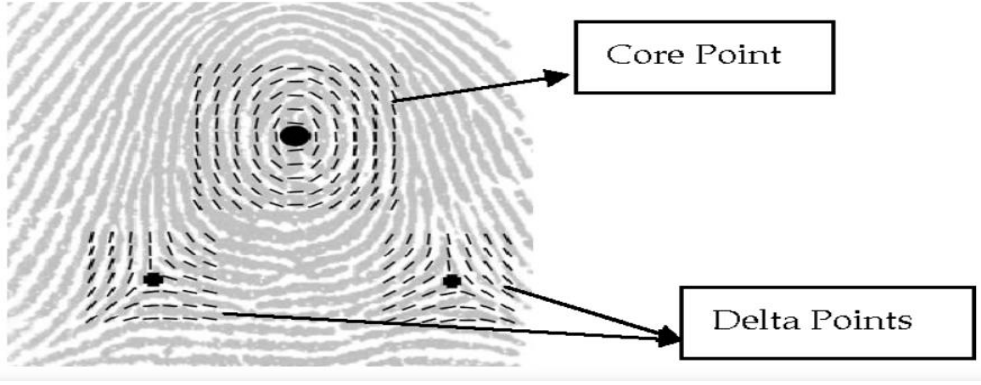
3.2 Parmak İzi Anatomisi

Parmak izi, parmak uçları ve baş parmakların uçlarındaki çıkıntıların oluşturduğu baskıdır. Her insanın her parmağındaki sırt düzeni benzersizdir. Büyüme veya yaş ilerlemesi ile değişmemektedir. Dolayısıyla parmak izleri kimlik tanımlama için vazgeçilemez bir araçtır. Parmak izleri hastalık, plastik cerrahi veya kazalardan kaynaklı kişisel görünüm değişikliklerine rağmen bir bireyin gerçek kimliğini ortaya çıkarmaya hizmet eder. Parmak izlerini kullanma uygulaması, modern kanun yaptırımları için vazgeçilmez bir yardımdır.

Dış deri, tüm uzunluğu boyunca ter gözenekleri ile noktalanmıştır ve çift sıra çıkıntılar veya papillalar ile iç deriye tutturulmuştur. Yüzeysel yanıklar, sıyrıklar veya kesik gibi yaralanmalar sırt yapısını etkilemez ve dermal papillayı değiştirmez. Orijinal desen büyüyen herhangi bir yeni ciltte kopyalanır. Bununla birlikte, dermal papillayı yok eden bir yaralanma, çıkıntıları kalıcı olarak yok edecektir.

El veya ayağın herhangi bir çıkıntılı alanı tanımlama aracı olarak kullanılabilir. Bununla birlikte, parmak izleri vücudun diğer bölgelerine nazaran daha fazla tercih edilir. Sebebi harcanan zaman ve gösterilen çaba en az olacak şekildedir. Bu tür izlerdeki çıkıntılar, kolaylıkla gruplara ayrılabilen desenler ile arşivleme yani sınıflandırma yapısını oluşturur.

Parmak izleri temel olarak merkez ve delta noktalarından oluşur. Merkez noktası, parmak izi çıkıntılarının bir döngü oluşturduğu en içteki dönüm noktasıdır. Delta noktaları ise, bu çıkıntıların üçgenleme bir şekil oluşturduğu noktalar olarak tanımlanır. Aşağıdaki Şekil 3.1'deki parmak izi görüntüsünde merkez ve delta noktaları gösterilmektedir.



Şekil 3.1 Merkez Noktası(Core Point) ve Delta Noktaları(Delta Points)

Ancak bazı parmak izlerinde merkez noktası ve delta noktaları bulunmamaktadır. Edward Henry, parmak izlerinin üç temel modele sahip olarak tanımlanabileceğini fark etti. Bunlar ark tipi izler, döngüsel izler ve helezonik izlerdir.

3.2.1 Ark Tipi İzler

Bunlar, karşılaşılan parmak izlerinin yaklaşık %5 ila 10'unda görülür. Parmağın çıkıntıları, parmağın bir tarafından diğerine sürekli olarak ilerler ve geriye doğru dönüş yapmaz. Normalde, bir ark tipi izinde delta yoktur, ancak delta varsa, merkez ve delta noktaları arasında yeniden müdahale eden hiçbir yeniden kıvrımlı sırt yoktur. İki alt kategorisi vardır:

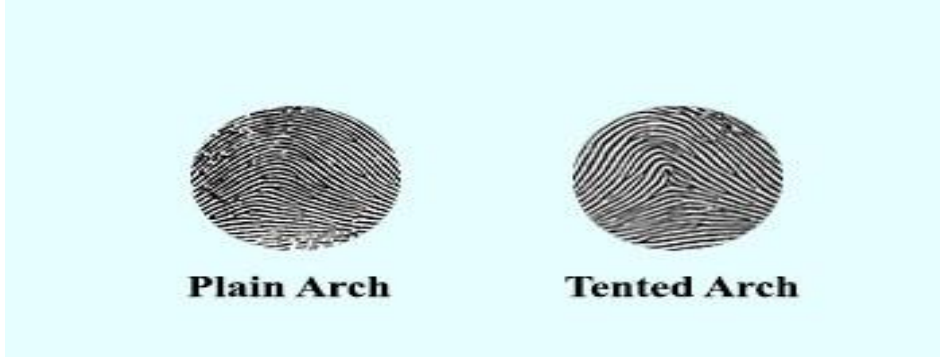
3.2.1.1 Düz Ark Tipi İzler

Bu desende bir akış tutarlılığı gözlemlenebilir. Parmağın bir tarafında başlar ve çıkıntı daha sonra hafifçe yukarı doğru basamaklanır. Ardından ark parmak boyunca diğer tarafa doğru devam eder. Okyanustaki bir dalgayı andırır diyebiliriz. Düz ark deseni, parmak izlerinin en basit olanıdır.

3.2.1.2 Çadırli Ark Tipi İzler

Bu desen ile düz ark arasındaki benzerlik, parmağın bir tarafından başlaması ve diğer tarafa benzer şekilde devam etmesidir. Ancak aradaki fark, çadırli arkın merkezdeki sırtlarda yer alması ve düz ark gibi sürekli olmamasıdır. Ortaya yakın sırtlarda kendilerini bir eksenin her iki tarafında düzenleyen önemli itme kuvvetlerine sahiptirler. Bitişik sırtlar bu eksene doğru birleşir ve böylece bir çadır oluşturuyor gibi görünür.

İki ark tipi arasındaki fark aşağıdaki Şekil 3.2'deki görselde gösterilmiştir.



Şekil 3.2 Düz Ark(Plain Arch) ve Çadırılı Ark(Tented Arch)

3.2.2 Döngüsel İzler

Bunlar, karşılaşılan parmak izlerinin neredeyse % 60 ila 70'inde görülebilir. Sırtlar, döngülerde geriye doğru bir dönüş yapar fakat bükülmezler. Bu geriye doğru dönüş veya döngü, baskının alındığı kart üzerinde nasıl devam ettiği ile değil, döngünün elde nasıl devam ettiği ile ayırt edilir. Bu iz tipi aynada kendimize baktığımızda gördüğümüz ters görüntüye benzetilebilir. Bir döngü deseninin yalnızca bir deltası vardır. Üç alt kategorisi vardır.

3.2.2.1 Radyal Döngüsel İzler

Bu döngüsel izler, elin başparmağıyla aynı tarafta birleştiği ve ön koldaki yarıçap olarak bilinen bir kemiğin adını alır. Bu döngülerin akışı yarıçap kemiği yönünde ilerler, yani radyal döngünün aşağı doğru eğimi küçük parmağın elin başparmağına doğrudur. Bu döngüsel izler çok yaygın değildir ve çoğu zaman işaret parmaklarında bulunurlar.

3.2.2.2 Ulnar Döngüsel İzler

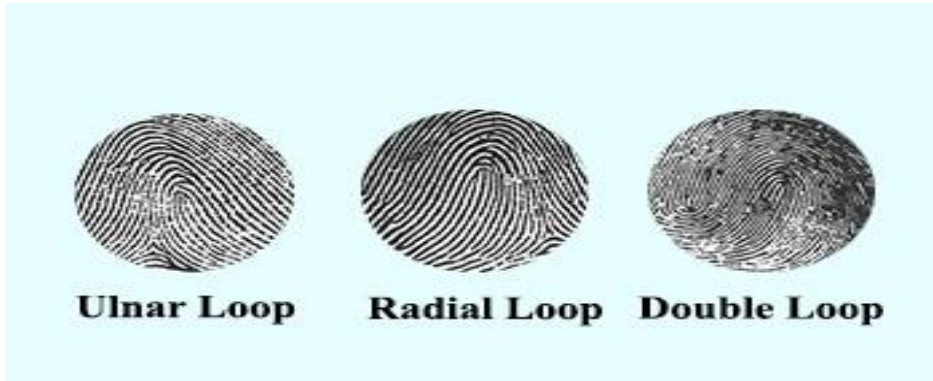
Bunlar, ön koldaki ulna adı verilen bir kemiğin adını almıştır. Bu kemik küçük parmakla aynı taraftadır ve bu desen akışı baş parmağın elin küçük parmağına doğru ilerler.

3.2.2.3 Çift Döngüsel İzler

Bu desen, iki farklı ve ayrı döngü oluşumundan oluşur. Her bir merkez için iki ayrı omuz, iki deltaya ve tam bir devre oluşturan bir veya daha fazla çıkıntıya sahiptir. Hayali bir çizgi çizildiğinde

dokunulan veya kesilen iki döngü oluşumu arasındaki iç desen alanı içinde en az bir yeniden kıvrımlı sırt vardır.

Bu üç döngüsel tip aşağıdaki Şekil 3.3'teki görselde gösterilmiştir.



Şekil 3.3 Ulnar(Ulnar), Radyal(Radial) ve Çift(Double) Döngüsel İzler

3.2.3 Helezonik İzler

Bunlar, karşılaşılan parmak izlerinin yaklaşık% 25 ila 35'inde bulunabilir. Bir helezondaki bazı çıkıntılar, en az bir devre boyunca bir dönüş yapar. Bu nedenle, iki veya daha fazla delta içeren herhangi bir desen bir helezon olacaktır. Üç alt kategorisi vardır.

3.2.3.1 Düz Helezonik İzler

Bu helezondaki sırtlar, iki delta ile tek bir tam döngü dönüşü yapar ve bu nedenle dairesel veya spiral şeklindedir. Bu, en basit helezon formudur ve aynı zamanda en yaygın olarak görülen helezonik izdir.

3.2.3.2 Merkezi Hücre Döngüsel Helezonik İzler

Bu izler, iki delta ile akış hattına dik açılarda en az bir yeniden kıvrım sırtından veya bir engelden oluşur. Aralarına hayali bir çizgi çekilirse, desen alanı içinde yeniden kıvrımlı sırta dokunulmayacak veya kesilmeyecektir. Bu helezonik çıkıntıları bir tam devre oluşturur ve oval, dairesel, spiral veya dairenin herhangi bir varyantı olabilir.

3.2.3.3 Tesadüfi Helezonik İzler

Tesadüfi helezondaki desenin bileşimi, en az iki delta içeren iki farklı desen türünden türetilir. Bu nedenle, belirli bir helezondaki alt gruplamasının özelliklerine uyan sırtları içeren helezonlar, tesadüfi helezonlar olarak adlandırılır.

Bu üç helezonik tip aşağıdaki Şekil 3.4'teki görselde gösterilmiştir.



Şekil 3.4 Düz(Plain),Merkezi Hücre Döngüsel(Central Pocket Loop) ve Tesadüfi(Accidental) Helezonik İzler

4.PARMAK İZİ ALINMASI VE TANIMA

4.1 Parmak izi sistemleri nasıl çalışır?

Bu sistemleri kullanmanın iki farklı aşaması vardır. Öncelikle, sistemin her gün tanınması gereken insanlar hakkında bilgilerin alındığı "kayıt" adı verilen bir aşamadan geçilmelidir. Kayıt sürecinde, her bir kişinin parmak izleri taranır, analiz edilir ve ardından güvenli bir veri tabanında kodlanmış bir biçimde tutulur. Bir kişinin baskılarını saklamak yarım saniyeden az sürer. Sistem kullanıcıların yüzde 99'undan fazlası için doğru şekilde çalışır.

Kayıt tamamlandığında, sistem kullanıma hazır hale gelir. Bu da "doğrulama" olarak bilinen ikinci aşamadır. Erişim elde etmek isteyen kişi, parmağını bir tarayıcıya koymalıdır. Tarayıcı parmak izini alır. Kayıt sırasında veri tabanında bulunan tüm baskılarla karşılaştırma yapar. Ardından kişinin erişim hakkına sahip olup olmadığına karar verir. Gelişmiş parmak izi sistemleri saniyede 40.000'e kadar baskıyı doğrulayabilir ve eşleştirebilir.

4.2 Parmak izleri nasıl depolanır ve karşılaştırılır?

Parmak izleri ilk kez 1900 yılında, Sir Edward Henry tarafından cezai soruşturmada kullanıldığında, elle yavaş ve zahmetli bir şekilde karşılaştırıldı. Olay yerinden ve şüpheliden bir parmak izi alınır. Ardından bunlar bir büyüteç veya mikroskop aracılığıyla basit bir şekilde karşılaştırılırdı. Ne yazık ki, farklı koşullar altında alınan parmak izleri genellikle oldukça farklı görünebilir. Aynı ya da farklı

olduklarını kanıtlamak amacıyla yapılan karşılaştırmalar için bazen büyük bir beceri gereklidir. Bu nedenle kanıtları inceleyen insanlar, sekiz ila on altı farklı özelliği aradıkları parmak izlerini eşleştirmek amacıyla güvenilir bir sistem geliştirdiler. Birleşik Krallık'ta, baskıların aynı olup olmadığına karar verme aşamasında iki parmak izinin on altı açıdan da eşleşmesi gerekir ancak Amerika Birleşik Devletleri'nde yalnızca sekiz özelliğin eşleşmesi yeterlidir.

Kayıt veya doğrulama sırasında, her baskı, parmak izindeki çizgilerin sona erdiği veya ikiye bölündüğü "ayrıntı" adı verilen çok özel özellikler için analiz edilir. Bilgisayar, ayrıntılar arasındaki mesafeleri ve açıları ölçer. Ardından elde edilen verileri benzersiz bir sayısal koda dönüştürmek için algoritma(matematiksel formül) kullanır. Parmak izlerini karşılaştırmak, basitçe benzersiz kodları karşılaştırmaktan ibarettir. Kodların eşleşmesi demek baskıların eşleşmesi demektir ve bu da kişiye erişim hakkı kazandırır.

4.3 Parmak izi tarama nasıl olur?

Parmak izi taramanın iki yolu vardır. Optik tarayıcı, parmak izinin üzerine parlak bir ışık parlatır ve etkili bir şekilde dijital fotoğraf çekerek çalışır. Elin fotokopisi çekilir. Kirli siyah bir fotokopi üretmek yerine, görüntü bir bilgisayar tarayıcısına beslenir. Tarayıcı, dijital bir görüntü oluşturmak için ışığa duyarlı bir mikroçip (bir CCD, şarj bağlı cihaz veya bir CMOS görüntü sensörü) kullanır. Bilgisayar, görüntüyü otomatik olarak analiz eder ve yalnızca parmak izini seçer. Ardından onu bir koda dönüştürmek için gelişmiş bir desen eşleştirme yazılımını kullanır.

Kapasitif tarayıcı olarak bilinen başka bir tarayıcı türü, parmağı elektriksel olarak ölçer. Parmak bir yüzeye dayandığında, parmak izlerindeki çıkıntılar yüzeye temas ederken, çıkıntılar arasındaki boşluklar yüzeyden biraz uzak durur. Başka bir deyişle, parmağın her bir parçası ile altındaki yüzey arasında değişen mesafeler vardır. Kapasitif bir tarayıcı, bu mesafeleri ölçerek parmak izinin bir görüntüsünü oluşturur. Bu tipteki tarayıcılar, biraz da olsa iPhone'lar ve iPad'ler gibi cihazlardaki dokunmatik ekranlara benzer. Kapasitif tarayıcılar, optik tarayıcılardan daha hızlı ve güvenli olsalar da, nemli durumlarda iyi çalışmazlar ve statik elektrikten zarar görebilirler.

Üçüncü tip parmak izi okuyucuya ise ultrasonik tarayıcı adı verilir. Çünkü ışık yerine parmak "haritalandırmak" amacıyla yüksek frekanslı ses dalgalarını (ultrason) kullanır. Bazı firmalara göre, ultrasonik tarayıcılar daha güvenlidir. Sebebi parmak izlerini üç boyutlu olarak taramalarıdır. Aynı zamanda dış mekanlarda (parlak ışıktaki veya düşük sıcaklıklarda) optik tarayıcılardan daha iyi çalışırlar fakat kapasitif tarayıcılara göre daha yavaş çalışmaktadırlar.

Bir dizi LED, parmak basılan cam veya plastik yüzeye parlak ışığı tarar. Görüntünün kalitesi, parmakların nasıl bastırıldığına, temiz veya yağlı olma durumuna, tarayıcı yüzeyinin temizlik durumuna ve odadaki ışık seviyesi gibi etkenlere bağlı olarak değişmektedir. Parmaktan yansıyan ışık,

camın içinden bir CCD veya CMOS görüntü sensörüne geri yansır. Bu görüntü yakalama işlemi ne kadar uzun sürerse, görüntü sensöründe oluşan görüntü o kadar parlak olur. Görüntü çok parlaksa, parmak izi alanları (buna önemli ayrıntılar da dahildir) tamamen silik olabilir. Eğer çok karanlıksa da görüntünün tamamı siyah görünecektir ve bu nedenle ayrıntılar görünmez olacaktır.

Bir algoritma, görüntünün çok açık veya çok koyu olup olmadığını test eder. Eğer bu durumlardan biri varsa bir bip sesi veya LED göstergesi operatörü uyarır ve tekrar denemek için ilk adıma geri döndürür. Görüntü kabaca kabul edilebilirse, başka bir algoritma, çıkıntıların sayısını sayar. Alternatif açık ve koyu alanların olduğundan emin olarak ayrıntı seviyesini test eder. Görüntü bu testi geçemezse, ilk adıma geri döndürülür ve tekrar denetilir.

Görüntünün bu iki testi geçmesi durumunda, tarayıcı görüntünün sorunsuz olduğunu operatöre bildirir. Görüntü, flash bellekte kabul edilebilir bir tarama olarak depolanır ve daha fazla işlenebileceği bir ana bilgisayara aktarılmaya hazırdır (USB kablosu, kablosuz, Bluetooth veya benzer bir yöntemle). Bu şekilde yakalanan görüntüler 512×512 pikseldir (FBI tarafından kullanılan boyutlar) ve standart görüntü 2,5 cm (1 inç) kare, inç başına 500 nokta ve 256 gri tondur. Ana bilgisayar, görüntüyü bir veri tabanında saklayabilir veya bir eşleşme bulmak için karşılaştırma yapar.

5.PARMAK İZİ GÖRÜNTÜ KALİTESİ İYİLEŞTİRME

Bir parmak izi görüntüsündeki çıkıntı yapılarının kalitesi, çıkıntılar için gerekli karakteristik özelliklerin bilgilerini taşır. Bu nedenle ayrıntı kalitesi artırma için önemli bir özelliktir. İdeal olarak, iyi tanımlanmış bir parmak izi görüntüsünde, sırtlar ve vadiler yerel olarak sabit yönde değişmeli ve akmalıdır. Bu düzenlilik, sırtların algılanmasını kolaylaştırır ve sonuç olarak, ayrıntının tam olarak inceltilmiş sırtlarından çıkarılır. Ancak uygulama aşamasında, bir parmak izi görüntüsünün netliği gürültü unsurları nedeniyle bozulabilir. Dolayısıyla sırt yapıları her zaman iyi tanımlanmayabilir. Bu bozulma, derideki farklılıklar (yara izleri, nem, kir ve tek tip olmayan temas gibi koşullar) nedeniyle meydana gelebilir. Bu noktada görüntü iyileştirme tekniklerine ihtiyaç duyulur. Bu teknikler genellikle gürültüyü azaltmak ve vadilere karşı sırtların tanımını geliştirmek için kullanılır.

5.1 Literatür

Bu bölüm, bir dizi görüntü geliştirme ve oluşturma yöntemlerini açıklar. Parmak izi görüntüleri için teknikler ve uygulanan algoritmalar, Hong ve diğerleri tarafından geliştirilen tekniklerdir. Bu algoritma dört ana aşamadan oluşur:

- Segmentasyon
- Normalizasyon
- Yön Tayini
- Sırt Hatları Frekans Tayini

Bu dördüne ek olarak üç adet daha yöntem eklenebilir:

- Gabor Filtresi
- İkileştirme
- İnceltme

5.1.1 Segmentasyon

Parmak izi iyileştirme algoritmasının ilk adımı görüntü segmentasyonu yani bir diğer adıyla görüntü bölümleridir. Segmentasyon, görüntüdeki ön plan bölgelerini, arka plan bölgelerinden ayırma işlemidir. Böylece ön plan, sırt hatları ve vadilerden oluşan temiz çalışma ortamı olarak elde edilmektedir. Arka planda kalan bilgiler, ilgi alanı dışında kalan kesimler olup çalışmaya dahil edilmez. Söz konusu bölgelerin, ayrıntı elde etme işlemlerine dâhil edilmesi durumunda, gürültülü ve yanlış ayrıntılar elde edilmiş olacaktır. Böylece bu arka plan bölgelerini atmak için segmentasyon kullanılır. Böylece ayrıntıların güvenilir bir şekilde çıkarılmasını kolaylaştırır.(Raymond Thai,2003)

Bir parmak izi görüntüsünde, arka plan bölgeleri genellikle çok düşük bir gri ölçek varyans değerine fakat ön plandaki bölgeler ise çok yüksek varyans değerine sahiptir. Bu nedenle segmentasyon, varyans eşiklemesine dayalı bir yöntemdir. Öncelikle görüntü bloklara bölünür ve görüntüdeki her

blok için varyans değeri hesaplanır. Varyans değeri, belli eşik değerinden az ise blok bir arka plan bölgesi değilse ön planın bir bölgesi olarak atanır. Sayısal görüntünün her bir pikselinin sahip olduğu parlaklık değerine ise gri seviye değeri denir $I(i,j)$, (i,j) pikselindeki gri seviye değeri ve $M(k)$ ortalama gri seviye değeri olmak üzere, $W \times W$ boyutlu bir k -bloğu için $V(k)$ varyansı Denklem 5.1'deki gibi tanımlanmaktadır:

$$V(k) = \frac{1}{W^2} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{W-1} (I(i,j) - M(k))^2 \quad (5.1)$$

5.1.2 Normalizasyon

Parmak izi görüntü kalitesi iyileştirmedeki bir sonraki adım, görüntü normalleştirmedir. Normalizasyon, görüntüdeki yoğunluk değer aralığının standartlaştırılması için kullanılır. Bu şekilde istenilen değer aralığı sağlanır. $I(i,j)$, (i,j) pikseldeki gri seviye değeri ve $N(i,j)$, (i,j) pikseldeki normalize edilmiş gri değeri olarak varsayarsak bu normalize edilmiş görüntü işlemi aşağıdaki Denklem 5.2'de ifade edilmiştir:

$$N(i,j) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{\frac{V_0(I(i,j)-M)^2}{V}} & \text{if } I(i,j) > M, \\ M_0 - \sqrt{\frac{V_0(I(i,j)-M)^2}{V}} & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (5.2)$$

M ve V sırasıyla $I(i,j)$ 'nin tahmini ortalaması ve varyansıdır ve M_0 ve V_0 sırasıyla istenen ortalama ve varyans değerleridir. Normalleştirme, parmak izindeki çıkıntı yapılarını değiştirmez. Gri seviyeli değerlerdeki dinamik varyasyon seviyelerini standartlaştırır ve sonraki görüntü işleme aşamalarının işlenmesi için yapılır. (Raymond, 2003)

5.1.3 Yön Tayini

Yön tayini görüntüsünde parmak izi görüntülerinin komşuluklardaki sırt ve çizgilerin koordinatları değişmez dolayısıyla parmak izinin kendine özgü oluşunu temsil eder. Bir parmak izini görüntüleyip yönlendirme metodu kullanarak tahmin ve atama yapmak için bir dizi yöntem önerilmiştir. Bu yöntemde en sık uygulanan algoritma, en küçük ortalama kareler algoritmasıdır.(Lin Hong , 2014)Normalleştirilmiş bir görüntü yani “N” ele alındığında , ana adımlar ile algoritma aşağıdaki gibidir:

1. İlk olarak (i,j) piksel merkezli normalleşmiş görüntü W x W boyutlu bloklara bölünür.
- 2.Bloktaki her bir piksel için $\partial x(i,j)$ ve $\partial y(i,j)$ gradyanları hesaplanır. Bunlar sırasıyla x ve y yönlerindeki gradyan büyüklükleridir. Sobel operatörü bir resmin kenarlarına karşılık gelen keskin kenarları ortaya çıkarır Yatay Sobel operatörü $\partial x(i,j)$ 'yi Dikey Sobel operatörü ise $\partial y(i,j)$ 'yi hesaplamak için kullanılır:
- 3.Aşağıdaki denklemler kullanılarak (i,j) pikselinin yön tahmini yapılabilir:

$$V_x(i, j) = \sum_{u=i-\frac{W}{2}}^{i+\frac{W}{2}} \sum_{v=j-\frac{W}{2}}^{j+\frac{W}{2}} 2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v),$$

$$V_y(i, j) = \sum_{u=i-\frac{W}{2}}^{i+\frac{W}{2}} \sum_{v=j-\frac{W}{2}}^{j+\frac{W}{2}} \partial_x^2(u, v)\partial_y^2(u, v),$$

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2}\tan^{-1}\frac{V_y(i, j)}{V_x(i, j)},$$

(5.3)(5.4)(5.5)

Burada $\theta(i,j)$, piksel (i,j) merkezli bloktaki yönlendirmenin en küçük kare tahminidir.

4.Gürültü, bozuk sırt ve çıkıntı yapıları, ayrıntılar ve benzeri nedenlerden dolayı $\theta(i,j)$ yani bir diğer adıyla en küçük kare tahmini her zaman doğru bir tahmin olmayabilir. Komşulukta, yönlendirme yavaşça değiştiğinden dolayı tekil noktalar gözüküyorsa bu hatayı düzeltmek için Gauss filtresi kullanılabilir. Gauss filtresi, hata düzeltme işlemini gerçekleştirebilmek için yönelimli görüntünün aşağıdaki tanımlanmış olan sürekli bir vektör alanına dönüşmesi gerekmektedir:

$$\Phi_x(i, j) = \cos(2\theta(i, j)) \quad (5.6)$$

$$\Phi_y(i, j) = \sin(2\theta(i, j)) \quad (5.7)$$

Burada Φ_x ve Φ_y sırasıyla vektör alanının x ve y bileşenleridir. Vektör alanı hesaplandıktan sonra, Gauss filtresi düzeltme işlemi aşağıdaki gibi gerçekleşir:

$$\Phi'_x(i, j) = \sum_{u=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} G(u, v) \Phi_x(i - uw, j - vw),$$

$$\Phi'_y(i, j) = \sum_{u=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\Phi}{2}}^{\frac{w_\Phi}{2}} G(u, v) \Phi_y(i - uw, j - vw),$$

(5.8)(5.9)

Buradaki G , $(w_\Phi \times w_\Phi)$ boyutunda bir Gauss alçak geçişli(low-pass) filtredir.

5.Piksel (i,j) 'deki son düzeltilmiş yönelimli alan yani gösterim şekliyle $O(i,j)$ aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$O(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{\Phi'_y(i, j)}{\Phi'_x(i, j)}.$$

(5.10)

5.1.4 Sırt Hatları Frekans Tayini

Ayrıntıların ve tekil noktaların görülmediği komşuluklarda gri seviyeler sırtlar ve vadiler boyunca sinüzoidal şekilde modellenebilir. Bu modelleme yerel sırt hattı yönelimine uygun bir yönde olur. Dolayısıyla yerel sırt hattı frekansı, parmak izi görüntülerinin bir diğer temel özelliğidir. G normalleştirilmiş ve O yönlendirilmiş görüntüler olsun. Ardından yerel sırt hattı frekans tayiniyle ilgili adımlar aşağıdaki gibidir(Jain ve Hong,2004):

1.G, wxw boyutundaki bloklara bölünür.

2.Piksel (i,j)'de merkezlenmiş her blok için, sırt koordinat sisteminde lxw olacak şekilde pencere boyutu hesaplanır.

3.Piksel (i,j)'de merkezlenmiş her blok için, pencere içindeki sırtlar ve vadilerin x-ışaret, X[0],X[1]...X[l-1]'i hesaplanır.

$$X[k] = \frac{1}{w} \sum_{d=0}^{w-1} G(u, v), \quad k = 0, 1, \dots, l-1,$$

(5.11)

$$u = i + \left(d - \frac{w}{2}\right) \cos O(i, j) + \left(k - \frac{l}{2}\right) \sin O(i, j),$$

(5.12)

$$v = j + \left(d - \frac{w}{2}\right) \sin O(i, j) + \left(\frac{l}{2} - k\right) \cos O(i, j).$$

(5.13)

Penceredeki ayrıntılar ve tekil noktalar görünmezse, x işareti ile aynı frekansa sahip olan ayrı bir sinüzoidal şekilli dalga oluşturulur. Bu tıpkı penceredeki sırtların ve vadilerin gibidir. Bu nedenle sırtların ve vadilerin frekansları, x işaretinden tayin edilir. $T(i,j)$ ardışık iki tepe arasındaki ortalama piksel sayısı olsun. Ardından frekans, $\Omega(i, j)$ şu şekilde hesaplanır: $\Omega(i, j) = 1 / T(i, j)$ Eğer tepelerin ardışık olmama durumu x işareti tarafından tespit edilirse, frekansa, geçerli frekans değerlerinden ayırt etmek için -1 değeri atanır.

4.Sabit çözünürlükte taranmış bir parmak izi görüntüsü için bir komşuluktaki sırtların ve vadilerin frekans değeri belirli bir aralıkta uzanır. 500dpi bir görüntü, bu aralıktadır. $[1/3, 1/25]$. Dolayısıyla eğer frekans tahmini bu değer aralığının dışındaysa, frekansa -1 değeri atanır ve geçerli bir frekansın elde edilemeyeceğini gösterir

5.Ayrıntı veya tekil noktalarının bulunduğu (ve/veya) sırtların ve vadilerin bozulduğu bloklarda iyi tanımlanmış bir sinüzoidal şekilli dalga oluşmaz. Bu bloklar ,komşu blokların frekansından iyi tanımlanmış bir frekansa sahip olmak için frekans değerlerinin enterpole edilmesi gerekir.

6.Bir komşulukta sırtlar arası mesafe yavaşça değişir. Bir alçak geçiş filtresi, aykırı değerleri kaldırmak için f kullanabilir:

$$F(i, j) = \sum_{u=-w_1/2}^{w_1/2} \sum_{v=-w_1/2}^{w_1/2} W_l(u, v) \Omega'(i - uw, j - vw) \quad (5.14)$$

w_1 , birim integrali ile iki boyutlu bir geçiş filtresidir ve filtrenin boyutu $w_1=7$ dir.

5.1.5 Gabor Filtresi

Gabor filtreleri, harmonik ve Gaussian fonksiyon olmak üzere iki adet bileşenden oluşur. Bu iki fonksiyonun çarpımı ile lineer bir filtre oluşur. Gabor fonksiyonu 1946 yılında Dennis Gabor tarafından bulunmuştur. Gabor filtre yöntemi, fonksiyon yönü ve uzamsal alanı(frekans) en verimli şekilde bağlayabilir. Bu fonksiyon aşağıdaki gibi formülize edilmiştir:

$$G(x, y; \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x_{\theta'}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta'}^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi f x_{\theta}) \quad (5.15)$$

$$\begin{aligned} x_{\theta} &= x \cos \theta - y \sin \theta \\ y_{\theta} &= x \sin \theta + y \cos \theta \end{aligned} \quad (5.16)$$

Bu denklemde, θ fonksiyon yönünü, f kosinüsün dalga boyunu, σ_x ve σ_y sırasıyla x ve y eksenleri boyunca Gaussian özelliklerinden sabit mesafe belirtmektedir. Farklı yönelimli Gabor filtreleri hedef görüntü ile katlanarak ve katların ortalamaları alınarak hedef görüntüdeki farklı açılı bileşenleri bulunabilir.

5.1.6 İkileştirme

İkilileştirme, 1 bitlik ikili görüntüyü 8 bitlik gri tonlamalı görüntüden 0 ve 1 değeriyle gizleme metoduna verilen isimdir diyebiliriz. 0 siyah rengi belirtir ve aynı zamanda sırtlar olarak gösterilir 1 ise beyaz rengi belirtir ve vadiler olarak gösterilir. Bir görüntünün ikilileştirilmesi, eşikleme (thresholding) adı verilen önemli bir teknikle yapılır. Nobuyuki Otsu'nun adını taşıyan Otsu yöntemi, otomatik görüntü eşileştirme yapmak için kullanılır. Bu teknikte, her pikselin gri seviyesi eşik değeri ile karşılaştırılır. Bu karşılaştırma yapılırken görüntü, ön plan ve arka plana bölünür. Piksel yoğunluğu eşik değerinden büyükse 1 yani beyaz piksel, eğer küçükse 0 yani siyah piksel olarak kabul edilir. (B. Patel, Parikh, R. Patel, 2017)

İki modlu görüntülerle çalıştığımızdan dolayı Otsu'nun algoritması, sınıf içi ağırlıklı varyansı en aza indiren bir eşik değeri (t) bulmaya çalışır:

$$\begin{aligned} q_1(t) &= \sum_{i=1}^t P(i) \quad \& \quad q_2(t) = \sum_{i=t+1}^I P(i) \\ \mu_1(t) &= \sum_{i=1}^t \frac{iP(i)}{q_1(t)} \quad \& \quad \mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^I \frac{iP(i)}{q_2(t)} \end{aligned}$$

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=1}^t [i - \mu_1(t)]^2 \frac{P(i)}{q_1(t)} \quad \& \quad \sigma_2^2(t) = \sum_{i=t+1}^I [i - \mu_2(t)]^2 \frac{P(i)}{q_2(t)}$$

(5.17)(5.18)(5.19)

olduğunda

$$\sigma_w^2(t) = q_1(t)\sigma_1^2(t) + q_2(t)\sigma_2^2(t)$$

(5.20)

5.1.7 İnceltme

Görüntü iyileştirme algoritmalarından olan inceltme algoritması 8 adet komşuluk içerir. Ancak, bu algortmada bağlantıyı korumak zordur. Bu nedenle bu sorunu çözmek için 3x3 boyutlu maske kullanırız. Şekil 5.1 de gösterilen maske, sekiz komşuluklu piksel varyasyonunu gösterir. Bir bağlantı değeri, her bir ağırlığın sekiz yönde toplamından oluşur. Bağlantı değerini hesapladıktan ve belirli koşulları uyguladıktan sonra, nesne pikselinin silinip silinmeyeceğine veya korunup korunmayacağına karar verilebilir. Temel nokta, bir bağlantı noktası ve bir bitiş noktası içeren bir nokta olarak tanımlanır. Bağlantı noktası ise, 3x3 boyutlu bir maskeden çıkarıldığında kopukluğa neden olan noktadır. Bitiş noktası da, sekiz bitişik noktadan sadece birine sahip olan nokta olarak tanımlanabilir. Önerilen İnceltme algoritması, önceki paralel inceltme algoritmalarının eksikliklerinin üstesinden gelmek ve tüm görüntünün bağlanabilirliğini korumak amacıyla yukarıdaki tanımları uygular. Bu algoritma 2 adımdan oluşur:

Adım 1: Bu adımda bağlantının değeri tüm görüntü için adım adım hesaplanır.

Adım 2 : Gerekli olmayan pikseller tüm görüntüden adım adım ortadan kaldırılır.

Eğer tüm pikseller gerekliyse, piksel eleme işlemi sonlandırılabilir. Sıralı Görüntü İnceltme algoritmasında, p'nin tutulması veya silinmesi, bir komşuluktaki piksellerin yapılanmasına bağlıdır. N. iterasyonda p'nin silinmesi ise şu ana kadar (n-1). iterasyonda gerçekleştirilen işlemlere ve n. iterasyonda işlenen piksellere bağlıdır. Önerilen Paralel Görüntü İnceltme Algoritmasında, n. iterasyonda piksellerin ortadan kaldırılması yalnızca (n-1). iterasyondan sonra üretilen çıktıya bağlı

olacaktır. Bu nedenle tüm piksellerin işlenmesi, paralel bir şekilde bağımsız olarak gerçekleştirilebilir. Böylece çok fazla aşınma olmadan ve 8 bağlantılı daha iyi kalitede inceltilmiş görüntüler üretilir.(Mishra,Shrivastava,Saxena,2013)

X	x	x
1	Pi	1
X	1	X

X	1	X
X	Pi	1
X	1	X

(5.21)(5.22)

5.2 Metodoloji

5.2.1 Segmentasyon

Parmak izi görüntü işlemedeki ilk adım segmentasyondur. Bu işlem, parmak izi görüntüsünü ve segment sırt bölgesini normalleştirir. Fonksiyon, bir parmak izi görüntüsünün sırt bölgelerini ve bu bölgeyi tanımlayan bir maske tanımlar. Aynı zamanda intensite değerlerini normalleştirir. Böylece sırt bölgeleri sıfır ortalama ve birim standart sapmaya sahiptir.

Segmentasyon, görüntüyü $blksze \times blksze$ boyutunda bloklara böler ve her bölgedeki standart sapmayı değerlendirir. Standart sapma eşiğinin üzerindeyse parmak izinin bir parçası olarak kabul edilir. Görüntünün sıfır ortalama ve birim standart sapmaya sahip olacak şekilde normalleştirildiğini unutmayın. Bu işlemi gerçekleştirmeden önce standart sapma, böylece belirtilen eşik bir birim standart sapmaya göre değişir. Kullanılan parametreler, $im, blksze$ ve $thresh$ 'tir. im , bölümlere ayrılacak parmak izi görüntüsü, $blksze$ standart sapmanın belirlendiği blok boyutu, $thresh$ ise bir bloğun sırt bölgesi olup olmadığına karar vermek için standart sapma eşiğidir. Dönüş değerleri ise $normim$, $mask$ ve $maskind$ 'dir. $normim$, sırt bölgelerinin yeniden normalleştirildiği görüntüdür. Sıfır ortalama ve birim standart sapmaya sahiptir. $mask$, görüntünün sırt benzeri bölgelerini belirten maskedir ve sırt olmayan bölgeler için 0, sırt bölgeleri için 1 değerini alır. Son dönüş değeri ise,

maskind'dir. Maske içindeki konumların dizin vektörüdür. 500dpi parmak izi görüntüsü için blksze: 16 ve thresh: 0.1 önerilen değerlerdir.

5.2.2 Normalizasyon

Görüntü işlemedeki ikinci adım normalizasyondur. Görüntü değerleri 0-1'e veya istenen ortalama ve varyansa normalleştirilir. Kullanım formülü kısaca $n = \text{normalise}(\text{im})$ şeklindedir. Görüntü, minimum değer 0 ve maksimum değer 1 olacak şekilde kaydırılır ve yeniden ölçeklendirilir. Sonuç n olarak döndürülür. Görüntü renkli ise HSV'ye dönüştürülür ve değer / yoğunluk bileşeni, RGB'ye dönüştürülmeden önce 0-1'e normalleştirilir. Kullanılan parametreler, "im", "reqmean" ve "reqvar"dır. İlk parametre olan "im", gri seviyeli girdi görüntüsüdür. İkinci parametre olan "reqmean" ise görüntünün gerekli ortalama değeridir. Son parametre ise "reqvar"dır. Görüntünün gerekli varyans değeridir. Görüntüyü ortalama gereksinime ve varyansa sahip olacak şekilde dengeler ve yeniden ölçeklendirir. Renkli görüntüler bu şekilde normalleştirilemezler. Sadece değer bileşeni normalleştirilir. HSV'ye dönüştürülmesi gerekir. Diğer durumda gelen görüntü gri ölçekliyse normalizasyon yapılır. İstenen ortalama ve varyansa normalleştirilir.

5.2.3 Yön Tayini

Yön tayininde, parmak izindeki çıkıntıların yerel yönü tahmin edilir. im, gradientsigma, blocksigma ve orientsmoothsigma adında dört tane parametre bulunmaktadır. im parametresi, normalize edilmiş bir giriş görüntüsüdür. gradientsigma görüntü gradyanlarını hesaplamak için kullanılan Gauss türevinin Sigma'sıdır. blocksigma, gradyan momentlerini toplamak için Gauss ağırlıklandırmasının Sigma'sı kullanılmıştır. Son parametre ise orientsmoothsigmadır. Bu parametre son yönelim vektör alanını düzleştirmek için kullanılır. Dönüş değerleri ise orientim ve reliabilitydir. orientim, radyan cinsinden yönlendirilmiş görüntüdür. Oryantasyon değerleri +ve saat yönünde ve sırtlar boyunca yön verir. Güvenilirliğin ölçüsü yönlendirme ölçüsüdür. Bu değer 0 ile 1 arasında bir değerdir. Yaklaşık 0.5'in üzerindeki bir değer, güvenilir kabul edilebilir. 500 dpi 'standart' çözünürlükte bir parmak izi görüntüsünde önerilen parametre değerleri "gradientsigma:1 , blocksigma:3 ve orientsmoothsigma:3" olacak şekilde olabilir.

İlk olarak görüntü gradyanı hesaplanır. Gauss filtresi ve gradyanı oluşturulur ve hesaplanır. Ardından G_x ve G_y olacak şekilde görüntü gradyanları oluşturulur. Görüntü gradyanlarındaki ana değişim eksenini bulunarak her noktadaki yerel sırt oryantasyonu tahmin edilir. Görüntü gradyanları için kovaryans verileri hesaplanır. Bunlar G_{xx} , G_{xy} ve G_{yy} 'dir. $G_{xx} = G_x * G_x$, $G_{xy} = G_x * G_y$ ve G_{yy}

= $G_y * G_y$ 'dir. Ardından verilerin ağırlıklı toplamını gerçekleştirmek için kovaryans verilerini düzeltilir. Ana yönün analitik çözümü yapılır. İkiye katlanmış açılarının sinüsü ve kosinüsü hesaplanır. Şimdi ise yönlendirilmiş verilerin 'güvenilirliği' hesaplanır. Burada bulunan yönelim eksenine göre alan atalet momenti hesaplanır. Alan atalet momenti, bir alanın rastgele bir eksene göre noktalarının nasıl dağıldığını yansıtan bir geometri özelliğidir. Güvenilirlik ölçüsü hesaplayabilmek için minimum ve maksimum alan atalet momenti hesaplanır. Minimum ve maksimum alan atalet momentleri içinse kovaryans verileri ve ikiye katlanmış açılarının sinüsü ve kosinüsü kullanılır. $I_{min} = (G_{yy} + G_{xx}) / 2 - (G_{xx} - G_{yy}) * \cos^2\theta / 2 - G_{xy} * \sin^2\theta / 2$ formülü ile hesaplanır. I_{max} ise $I_{max} = G_{yy} + G_{xx} - I_{min}$ formülü ile hesaplanır. Güvenilirlik, I_{min} ve I_{max} değerleri kullanılarak hesaplanır. Formülü ise $reliability = 1 - I_{min} / (I_{max} + 0.001)$ 'dir. Son olarak, yönlendirme hesaplamasının küçük olduğu bölgeleri dışlamak için güvenilirlik maskelenir.

5.2.4 Sırt Hatları Frekans Tayini

Bu aşamada görüntü bloğu içindeki parmak izi çıktısının frekansı tahmin edilir. Blok içinde ortalama yönelim bulunur. Bu ortalama, açığı yeniden yapılandırmadan önce iki katına çıkan açılarının yani sinüslerin ve kosinüslerin ortalamasıdır. Daha sonra, görüntü bloğu sırtlar dikey olacak şekilde döndürülür. Görüntü kırplır ve böylece döndürülen görüntü herhangi bir geçersiz bölge içermez. Bu işlem, sütunların aşağı yansımalarını kirli olmaktan engeller. Sırtlardan aşağı gri değerlerin yansımalarını elde etmek için sütunlar toplanır. Gri tonlama gerçekleştirilerek öngörülen gri değerlerde zirveler bulunur. Genişleme ve ardından genişlemenin orijinal değerlere eşit olduğu yer bulunur. Birinci ve sonuncu zirveler arasındaki mesafeyi (Tepe sayısı-1)'e bölerek sırtların uzamsal frekansı belirlenir. Aksi takdirde tepe noktaları tespit edilmiştir veya dalga boyu, izin verilen sınırların dışında, frekans görüntüsü 0 olarak ayarlanmıştır. Bu işlemler freqest fonksiyonun görevleridir ve freqest fonksiyonu freqim değerini döndürür. freqim değeri, tüm değerlere sahip im ile aynı boyutta bir görüntü bloğunun tahmini uzamsal sırt frekansına ayarlanır. Eğer bir tepe frekansı veya minimum-maksimum bulunamıyorsa Wavelength tarafından belirlenen limitler dahilinde freqim sıfır olarak ayarlanmıştır. Bu işlemlerden sonra, ridgefreq fonksiyonu, görüntünün blokları dikkate alınarak ve freqeset'e yapılan bir çağrı ile her blok içinde bir sırt sayısı belirlenerek kullanılır. Kısacası bu fonksiyon, bir parmak izi görüntüsü boyunca parmak izi sırt frekansını tahmin etme fonksiyonudur.

Kullandığı parametreler, im, mask, orientim, blksze, windsze, minWaveLength ve maxWaveLength'tir. İlk parametre olan im, işlenmiş görüntü, mask, sırt bölgelerini tanımlayan maskedir. orientim, yönlendirilmiş sırt görüntüsüdür. blksze ve windsze ise kullanılacak görüntü bloğunun boyutu ve zirveleri tanımlamak için kullanılan pencere uzunluğudur. Pencere uzunluğu bir

tek sayı olmalıdır. Son parametreler olan minWaveLength ve maxWaveLength ise piksel cinsinden minimum ve maksimum sırt dalga boylarıdır. Dönüş değerleri freqim ve medianfreqtir. medianfreq, görüntünün tüm geçerli bölgelerinde değerlendirilen medyan frekans değeridir. 500 dpi parmak izi görüntüsü için blksze:32, windsze:5, minWaveLength:5, maxWaveLength:15 önerilen parametre değerleridir. Bir freq değişkeni oluşturulur ve işlemler sonucunda mask değeri ile çarpılarak, sırt olmayan bölgeler için hesaplanan frekanslar maskelenir. Ardından, görüntünün tüm geçerli bölgelerinde medyan frekansı bulunur. Böylelikle görüntü bloğu içindeki parmak izi çıktısının frekası tahmin edilmiş olur.

5.2.5 Gabor Filtresi

Bu aşamada, yönlendirilmiş filtreler aracılığıyla parmak izi görüntüsü geliştirilir. Parametreler, im, orientim, freqim, kx, ky ve showfilterdir. İlk parametre olan im, işlenmiş görüntüdür. orientim yönlendirilmiş sırt görüntüsüdür. freqim ise elde edilen tepe frekansı görüntüsüdür. kx ve ky, filtrenin dalga boyuna göre filtre sigmasını belirten ölçek faktörleridir. Filtrelerin şekillerinin, ölçeğe göre değişmemesi için kullanılır. kx, filtre boyunca olan x yönündeki sigmayı kontrol eder ve dolayısıyla filtrenin bant genişliğini kontrol eder. ky ise filteredeli sigmayı kontrol eder dolayısıyla filtrenin yönelimsel seçiciliği kontrol edilmiş olur. Hem kx hem de ky için 0,5 değeri iyi bir başlangıç noktasıdır. Son parametre olan showfilter ise isteğe bağlı bir bayraktır(0,1). Ayarlandığında, en büyük ölçek filtresinin bir görüntüsünü incelemek için görüntülenir.

Gabor filtresi için kullanılan fonksiyon geri dönüş değeri olarak newim değerini döndürür. newim, iyileştirilmiş olan görüntüdür. İlk adımda, derece olarak filtre yönleri arasında sabit açı artışı belirlenir. Bu değer 180'e eşit olarak bölünmelidir. Bu değer için 3 kullanılabilir. Ardından geçerli frekans verilerinin olduğu yer bulunur. Uğraşılması zor farklı frekansların sayısını azaltmak için frekans dizisi, en yakın 0,01'e yuvarlanır. Daha sonra, dizide bulunan farklı frekansların bir dizisi oluşturulur. Bir tamsayı indeksi elde etmek için 100 ile çarpılan frekans değeri verildiğinde, bir tablo oluşturulur. Karşılık gelen tanımsız dizi içindeki indeksi döndürür. Farklı frekanslara ve yönlere karşılık gelmekte olan filtreler, sabit açı artışlarıyla oluşturulur. Ardından filtrenin döndürülmüş versiyonları oluşturulur. Örüntü sınırından maxsze'den büyük matris noktalarının indisleri bulunur. Yönlendirilmiş matris değerleri, radyanlardan yuvarlamaya karşılık gelen bir indeks değerine dönüştürülür. Son olarak filtreleme işlemi yapılır ve frekans dizisine karşılık gelen filtre bulunur.

5.2.6 İkileştirme

Görüntü işlemedeki 6. adım ikileştirmedir. Her pikselin gri seviyesi eşik değeri ile karşılaştırılır ve bu karşılaştırmaya göre görüntü ön ve arka plana bölünür. Piksel yoğunluğu eşik değerinden büyükse 1 yani beyaz piksel, eğer küçükse 0 yani siyah piksel kabul edilir. Bu ikileştirilmiş görüntü, binim adlı değişkende tutulur. Sadece beyaz piksellerin alınmasıyla inceltme adımına geçilir.

5.2.6 İnceltme

Görüntü işlemedeki son adım inceltmedir. İnceltme, MATLAB'ın gömülü fonksiyonlarından birisi olan "thin" fonksiyonu ile gerçekleştirilir. İnceltmiş görüntü thinned adlı bir değişkende tutulmaktadır.

6.PARMAK İZİ İSTATİSTİKLERİ

Daha önceki parmak izi ve anatomisi konusunda belirttiğim gibi bilinen 3 çeşit parmak izi tipi vardır. Bu tipler, ark tipi izler, döngüsel izler ve helezonik izlerdir. Ark tipi izler insanların %5 ila 10' unda, döngüsel izler %60 ila 70'inde,helezonik izler ise %25 ila 35'inde görülmektedir. Arizona Eyalet Üniversitesi(ASU) Matematik bölümünde yapılan bir çalışmada, 1200 insanın sağ ve sol ellerinden olmak üzere baş ve işaret parmaklarından izler alınmıştır. Alınan izler doğrultusunda, ark tipi izler %10 ,helezonik izler %35 ve döngüsel izler ise %55 miktarında görülmüştür.

Görüldüğü üzere döngüsel parmak izi görülme oranı, diğer izlere göre daha fazladır. Sağ baş parmakta sağ döngü, sol baş parmakta ise sol döngü görülmüştür. Aksi durumun sayısı yok denecek kadar azdır. Ancak işaret parmaklarında bu durum biraz daha farklıdır. Sağ işaret parmaklarında sol döngü, sol işaret parmaklarında ise sağ döngü azımsanamayacak sayıda görülmektedir. Ancak yine de sağ işaret parmaklarında sağ döngü, sol işaret parmaklarında ise sol döngü oranı daha fazladır.

Helezonik izleri inceleyecek olursak, sağ ve sol parmaklardan alındığında, iki parmak arasında büyük bir fark görülememektedir. Çift döngüsel helezonik izler ve düz helezonik izler, baş parmaklarda birbirine yakın değerlerde görülmektedir. Ancak işaret parmağında bu durum farklıdır. İşaret parmaklarında, düz helezonik izlerin sayısı, çift döngüsel helezonik izlere göre biraz daha fazladır.

Son olarak ark tipi izlere baktığımızda görülme oranının çok az sayıda olduğunu söyleyebiliriz. Düz ark ve çadırli ark tipi, sağ ve sol işaret parmaklarında birbirlerine yakın değerlerde görülmektedir. İşaret parmaklarında görülme oranı baş parmaklara göre oldukça fazladır. Ayrıca baş parmaklarda, düz ark tipi görülme sayısı oldukça azken, yapılan deneyde baş parmaklarda çadırli ark tipine rastlanmamıştır. Aşağıdaki Tablo 6.1 de yukarıda anlattıklarımın tablosu görülmektedir:

FINGER	Left Loop	Right Loop	Double Loop Whorl	Whorl	Arch	Tented Arch	TOTAL
Left Index	125	45	28	58	18	30	304
Right Index	48	110	15	78	21	36	308
Left Thumb	173	2	66	41	9	0	291
Right Thumb	2	152	63	74	6	0	297
TOTAL	348	309	172	251	54	66	1200

Tablo 6.1 Parmak izi tipleri deneyi ve sonuçları

7.MAKİNE ÖĞRENMESİ VE PARMAK İZİ TANIMLAMA

Parmak izi tanıma, en popüler ve en yaygın olarak kullanılan biyometrik türlerden biridir. Öncelikle parmak izini tanımak için parmak izi tarayıcısını kullanılmalı ve parmak taranmalıdır. Parmak izi tarayıcısının çıktısı, parmak yüzeyi siyah beyaz olacak şekilde tek bir görüntüdür. Ardından görüntü işleme teknikleriyle, bu görüntü işlenir, kalitesi artırılır ve özellik çıkarımı yapılır. Parmak izi tanıma ise eğitim ve test olmak üzere iki aşamada gerçekleşir.

Eğitim aşamasında, her bir kullanıcı için birden fazla parmak izi görüntüleri toplanır ve hesaplanan özellik bilgileri veri tabanına kaydedilir. Test aşamasında ise parmak izi tarayıcı sensörü aracılığıyla kullanıcı parmak izi görüntüleri toplanır. Ardından, test görüntüleri ile ilgili özellik bilgileri

hesaplanır. Son olarak, bu görüntü veri tabanındaki görüntülerle ile karşılaştırılır. Karşılaştırma için, mesafe ölçüleri kullanılır. Eğer test görüntüsü, kullanıcının eğitilmiş görüntüsü ile yeterince benziyorsa, kimlik doğrulama sonucu başarılı aksi takdirde ise başarısız olur. Seçilen özelliklerin tanımlanması, karar aşamasında kullanılmak üzere seçilen makine öğrenme algoritması ve mesafe ölçüm teknikleri, doğruluk oranı üzerinde doğrudan bir etkiye sahiptir.

Parmak izi tanıma, kişisel yaşamda en sık kullanılan tekniklerden biridir. Böylece, cep telefonu ve bazı teknolojik cihaz üreticileri, gizlilik ve güvenlik amacıyla parmak izi tanıma sistemleri uyguluyorlar. Örnek olarak bu tip sistemler, cep telefonu sahibi için kimlik doğrulamayı kolaylaştırır ve diğer insanlar için erişim izni olmadan erişimi imkansız kılar. Bu özellik günlük yaşamda, kullanıcı kimlik doğrulama sistemlerin makine öğrenimi ile yaygın olarak kullanılmasının iyi bir örneğidir.

Makine öğrenme sistemi, ilk olarak, eğitim verileri ile eğitilir. Bu, elde edilen tecrübeye göre gerekli işlemleri gerçekleştirmek için kullanılır. Makine öğrenmesi teknikleri, eğitim verilerine duyarlılıkları ve eğitim veri setini değiştirerek farklı sonuçlar verebildikleri için eğitim parametreleri ile bağlantılıdır. Bunun yanında, parmak izi tanıma algoritmalarında makine öğrenmesi, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri, genetik algoritmalar, Bayes eğitimi ve olasılık modellemeleri gibi birçok teknik içerir.

7.1.Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, makine öğrenimi sisteminin en yaygın olarak kullanılan algoritmasıdır. Alınan parmak izinin kalitesi, özelliği çıkarılmadan önce kesinleşir. Xie ve Qi, sürekli görüntü kalitesi tahmini için gri tonlamalı parmak izi görüntüsünü kullanan Denetimli Geri Yayılımlı Sinir Ağı tasarladı. Ancak görüntüler bloklara bölüneceği için bu işlem oldukça maliyetli olabilir.

Ancak Zhu ve diğerleri, parmak izi sırtı yönlendirme kullanarak parmak izi görüntülerinin kalitesinin tahmin edilmesi için sinir ağlarını kullanmışlardır. Ardından gelecekte yapılan daha fazla çalışma, temassız görüntüler için yeni özellikler seti ve gelecekteki parmak izi eşleştirmesi için karmaşık özellikleri çıkarmak için yapay sinir ağlarını buldu. Ancak bu özelliğin nispeten daha uzun işlem süresinden dolayı böyle bir dezavantajı vardı.

Parmak izi sınıflandırması, tanımlama aşamasına gelinceye dek çok önemli bir rol oynar, Prof. Sarbadhikari iki aşamalı parmak izi sınıflandırıcı önermiştir. İkinci aşamada, Yönlü Fourier

Görüntüsünü sınıflandırmak için çok katmanlı algılayıcı ileri besleme sinir ağı kullanıldı. Bu sınıflandırma % 84 doğruluk sağladı.

Çalışma, sınıflandırmada sinir ağının kullanılmasıyla Mohamed ve Nyongesa tarafından daha da ileri taşındı. Bu çalışma, uyarlanabilir filtre olarak çalışabilme ve güvenilir sonuçlar üretme yeteneğine sahiptir. Başlıca beş özellik kullanmışlardır: Bunlar, çekirdek noktalar, delta noktalarının sayısı, yönlü görüntü, çekirdek nokta yönü ve delta noktasının konumudur ve %85 doğrulukla sınıflandırılabilmiştir.

Kumar ve Vikram, ayrıntı noktalarını kullanarak parmak izi eşleştirme için çok boyutlu yapay sinir ağı (MDANN) kullanmıştır. Algoritma, tanıma oranının %97,37' sinden fazlasına ulaştı. Genel olarak yapay sinir ağı, parmak izlerinin sınıflandırılması, çıkarılması ve eşleştirilmesi konusunda oldukça etkilidir.

7.2 Destek Vektör Makineleri

Destek vektör makinesi, doğrusal sınıflandırma, regresyon, temel bileşen analizi ve doğrusal olmayan sınıflandırmalar için bir eğitim algoritmasıdır. Destek vektör makinesinin arkasındaki fikir, eğitim modelleri ile karar sınırı arasındaki marjı en üst düzeye çıkarmaktır.

Dr. Liu ve diğerleri görüntünün kalitesini belirlemek için beş özellikli destek vektör makinesi tekniğini kullanmışlardır. Görüntü Kalitesini %96,03'lük çok büyük bir doğrulukla düşük, orta ve yüksek kaliteye sınıflandırmada başarılı olmuştur, Ancak özellik çıkarma sırasında çok uzun süre geçmesinden dolayı tekniği kullanışlılık bakımından biraz yetersizdi.

Ancak daha sonra Prof. Zhao Et Al, benzer bir şekilde adım attı ve sağlam olduğunu düşündüğü bir teknik geliştirdi, Bu algoritma, görüntüyü küçük piksel bloklarına bölüyor ve özellik vektörünü oluşturmak için beş özellik kullanıyor: Bunlar, gri ortalaması, gri varyansı, kontrastı, tutarlılığı ve ana enerji oranıdır. Bu teknikle sınıflandırmada elde edilen doğruluk %94,5'e yakındır. Ancak buradaki en önemli nokta eski tekniğe göre çok daha hızlı olmasıdır. Buna rağmen doğruluk oranı arasında da çok büyük bir fark bulunmamaktadır.

7.3 Genetik Algoritmalar

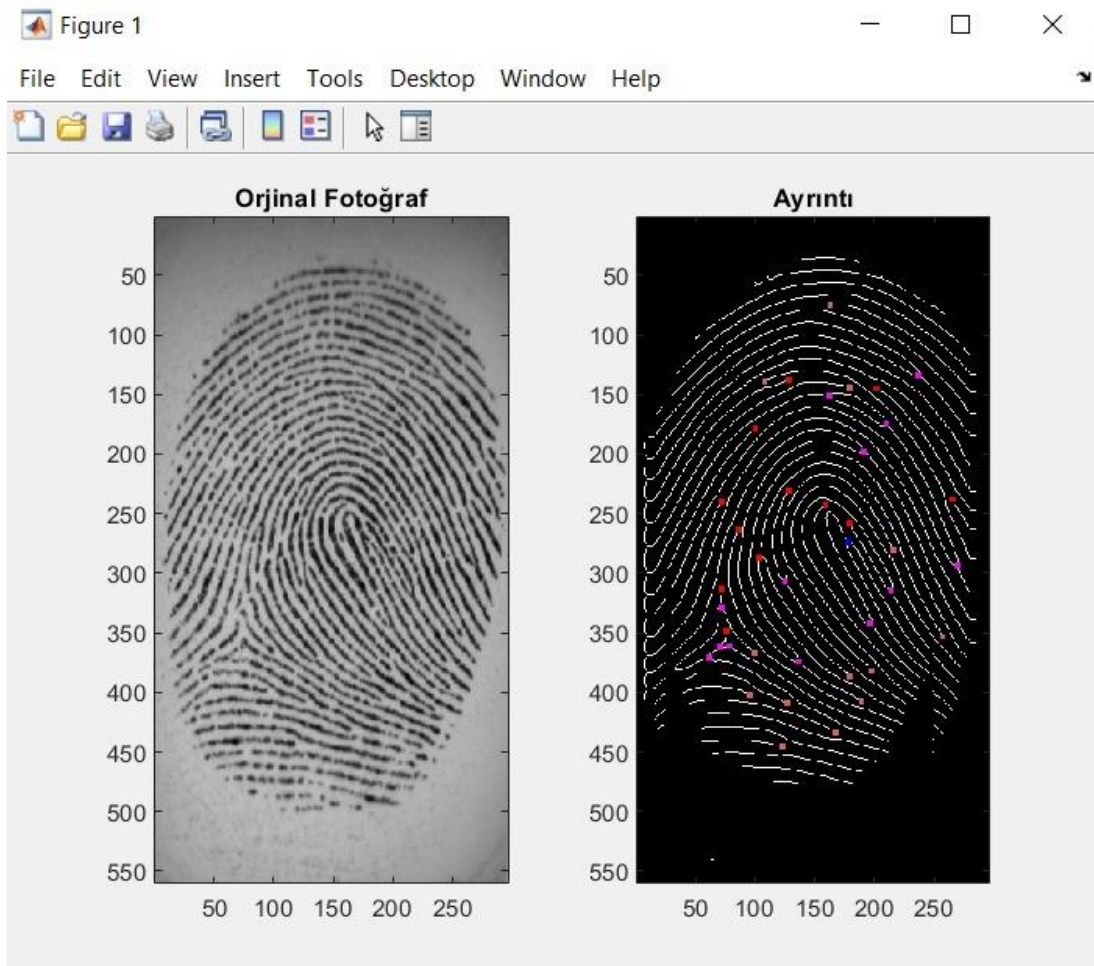
Genetik algoritmalar, parmak izi ve biyometrik ile ilgili sorunları çözmek için çok umut verici makine öğrenme teknikleridir. Mao ve diğerleri, tekil nokta çıkarımı için genetik algoritmaları kullanmayı başaran ilk kişilerdir. Genetik algoritma için bir uygunluk fonksiyonu gibi kullanılan çekirdek nokta konumu ve yönlendirilmesi için yeni bir tanım sunmuşlardır. Uygulamayla ilgili zorlu kısım ise, işlem süresinin artan doğrulukla daha yüksek olmasıdır.

Daha sonra Prof. Tan, tekniğini uyguladı, bu durum ümit vericiydi ancak bir suçluyla mükemmel bir şekilde eşleşmesi 8 saniye sürüyordu. Bu nedenle, bir optimizasyon gerekiyordu. Daha fazla gelişme üzerine, Tan bazı yeni özelliklere dayanan bir sınıflandırma algoritması uyguladı. Önerilen yaklaşımda genetik programlama tekniği yardımıyla yönlendirme görüntülerinden alışılmadık ilkeleri bulmaya çalıştılar.

Daha sonra, asıl sınıflandırma sürecini yürütmek ve bu tekniği test etmek için kullanılan bir Bayes sınıflandırıcısı, eğitim seti olarak kullanılan 2000 görüntü ve değerlendirme süreci için kullanılan 2000 görüntü daha iyi performans verir. Sonunda, 2000 parmak izi görüntüsü %93.6 doğrulukla 5 sınıfta başarıyla sınıflandırıldı.

8. VERİ KÜMESİ VE TEMEL PROJE BİLGİLERİ

Projede, FVC2004 adlı parmak izi veri kümesi kullanılmıştır. Veri kümesinde 10 kişinin, her bir kişiye ait 8 adet parmak izi olmakla beraber toplamda 80 adet parmak izi görüntüsü bulunmaktadır. Bu parmak izleri veri düzenleme aşamasından geçmişlerdir. Tüm görüntüler hücrelere aktarılır ve maskeleme, ayrıntı bulma ve yanlış ayrıntıları filtreleme aşamasından geçerek görüntü işleme süreci tamamlanır. Aşağıdaki Şekil 8.1’de parmak izi görüntü işlemeye ait bit örnek görüntü gösterilmiştir. Daha sonra işlenmiş görüntü, destek vektör makinesi algoritması ile sınıflandırılır, eğitilir ve test edilir. Son olarak tahmin işlemi yapılır ve eşleşmenin gerçekleştiği veya gerçekleşmediği bilgisi kullanıcıya verilir.



Şekil 8.1 İşlenmiş Parmak İzi Görüntüsü

9.DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ MODEL ŞABLONU

Destek vektörü makine algoritmasının amacı, N boyutlu bir uzayda (N - özellik sayısı) veri noktalarını belirgin bir şekilde sınıflandıran bir hiper düzlem bulmaktır. İki veri noktası sınıfını ayırmak için seçilebilecek birçok muhtemel hiper düzlem vardır. Amaç, maksimum marjı olan bir düzlem, başka bir deyişle her iki sınıfın veri noktaları arasındaki maksimum mesafeyi hesaplamaktır. Bu projede makine öğrenme algoritmalarından olan destek vektör makinesi algoritması kullanılmıştır. Hiper düzlemler, veri noktalarının sınıflandırılmasına yardımcı olan karar sınırlarıdır.

Programın işleyişi şu şekildedir. Kullanıcı bir görüntü seçer ve görüntü destek vektör makinesi algoritması ile sınıflandırılır. Daha sonrasında tahmin ederek, eşleşme bulunursa kişinin girişinin başarılı olduğunu belirtir. Aksi takdirde bir hata mesajı vermektedir. İlk aşamada işlenmiş görüntüler test adında bir değişkende tutulmaktadır. Destek vektör makineleri çoklu sınıflandırmayı

desteklememektedir. İlk adım olarak bir destek vektör makinesi şablonu oluşturulur. Bu şablon, $t = \text{templateSVM}()$ şablonudur. Parametre olarak 2 adet parametre almaktadır. Bunlar, "rbf" ve "Standardize"dir. "rbf" bir çekirdek fonksiyonudur. KernelFunction, Gram matrisinin öğelerini hesaplamak için kullanılan çekirdek fonksiyonudur. Gram matrisinin ne olduğundan kısaca bahsedilecek olunursa, her vektörün iç çarpımının matrisidir denilebilir. $G(x_j, x_k)$ 'nin Gram matrisinin elemanı (j, k) olduğu varsayılırsa, burada x_j ve x_k , X 'deki j ve k gözlemlerini temsil eden p boyutlu vektörlerdir. 3 adet çekirdek fonksiyonu vardır. Bunlar rbf yada diğer adıyla gaussian, linear ve polynomialdır. Projede kullanılmış olan fonksiyon rbf'dir. Bu fonksiyon tek sınıflı öğrenme için varsayılan çekirdek fonksiyonudur. Matematikte, dairesel baz fonksiyonu olarak bilinen bu fonksiyon destek vektör makinesinde sınıflandırma yapmak amacıyla kullanımı oldukça popülerdir. Diğer parametre ise Standardize'dir. Doğru (1) veya yanlış (0)'dan oluşan virgülle ayrılmış çift olarak belirtilen tahmin verilerini standartlaştırmak için kullanılır. Varsayılan olarak sıfırdır. Eğer 1 olarak belirtilirse, Yazılım, tahmin verilerinin (X) her bir sütununu sırasıyla ağırlıklı sütun ortalamasına ve standart sapmaya göre merkezler ve ölçeklendirir. Projede Standardize 1 değerini almaktadır. Bu şekilde, destek vektör makinesi şablonu oluşturulmuş olur.

10.DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ MODEL EĞİTİMİ

Eğitim setindeki gözlemler, algoritmanın öğrenmek için kullandığı deneyimi oluşturur. Denetimli öğrenme problemlerinde, her gözlem, gözlemlenen bir çıktı değişkeninden ve bir veya daha fazla gözlemlenen girdi değişkeninden oluşur.

Şablon oluşturulduktan sonraki aşama modelin eğitim aşamasıdır. Model eğitimi fitcecoc fonksiyonu ile gerçekleştirilmektedir. Bu fonksiyon, destek vektör makineleri veya diğer sınıflandırıcılar için modelleri eğitmek amacıyla kullanılır. Model için kullanılan Mdl bir ECOC sınıflandırma nesnesidir. Varsayılan olarak fitcecoc, SVM ikili öğrencileri ve bire bir kodlama tasarımını kullanır. Mdl özelliklerine nokta gösterimi kullanılarak erişilebilir. Mdl 3 adet parametre almaktadır. Bunlar data, cl ve t'dir. Eğitilecek olan parmak izleri data'da, hedef vektörleri cl'de bulunmaktadır. İkili öğrenci şablonları "Learners" ve bir karakter vektörü, metin skaleri, şablon nesnesi ya da şablon nesnelerinin hücre vektöründen oluşan virgülle ayrılmış çift olarak belirtilir. Spesifik olarak svm gibi ikili sınıflandırıcılar ve çok sınıflı sorunları çözmek için GentleBoost, LogitBoost ve RobutBoost kullanan birlikleri/toplulukları belirtebilir. Fakat fitcecoc ayrıca çok sınıflı modelleri, ikili sınıflandırıcılar olarak destekler. Learners'ın kullanacağı model ise t'dir. t, destek vektör makinesi şablonunu tutar. Eğer Learners'a belirtilmezse, varsayılan olarak kullanır. fitcecoc fonksiyonu şu şekilde çalışır.

Varsayılan olarak ve verimlilik için fitcecoc, tüm doğrusal SVM ikili öğreniciler için Alpha, SupportVectorLabels ve SupportVectors özelliklerini boşaltır. fitcecoc, model ekranında Alpha yerine Beta'yı listeler. Alpha, eğitilmiş sınıflandırıcı katsayılarıdır. SupportVectorLabels, s-by-1 numerik vektördür. s, eğitilmiş sınıflandırıcıdaki destek vektörlerinin sayısıdır. SupportVectors ise s-by-p nümerik matristir. s, eğitilmiş sınıflandırıcıdaki destek vektörlerinin sayısıdır. p ise tahmin verilerindeki değişkenlerin sayısıdır. Beta, doğrusal tahmin katsayısıdır. Alpha, SupportVectorLabels ve SupportVectors'ı depolamak için, fitcecoc'a destek vektörlerinin depolanmasını belirten doğrusal bir SVM şablonu geçirilir. Eğitim aşaması tamamlandıktan sonra test aşamasına geçilir.

11. DESTEK VEKTÖR MAKİNESİ MODEL TESTİ

Test seti, bazı performans ölçütlerini kullanarak modelin performansını değerlendirmek için kullanılan bir dizi gözlemdir. Eğitim setinden hiçbir gözlemin test setine dahil edilmemesi önemlidir. Test seti, eğitim setinden örnekler içeriyorsa, algoritmanın eğitim setinden genellemeyi öğrenip öğrenmediğini veya basitçe ezberleyip ezberlemediğini değerlendirmek zor olacaktır.

Parmak izi tahminindeki son aşama test aşamasıdır. classes2 adlı değişken predict fonksiyonu ile Mdl nesnesini ve test görüntülerinin tutulduğu test değişkenini parametre olarak almaktadır. Bu fonksiyon destek vektör makinesi sınıflandırıcısını kullanarak gözlemleri sınıflandırır. Eğitilmiş destek vektör makinesi sınıflandırma modeline dayalı olarak, tahmin verileri için tahmin edilen sınıf etiketlerinin bir vektörünü döndürür. MATLAB, varsayılan olarak ve model çekirdek fonksiyonundan bağımsız olarak, gözlemleri özellikle eğitilmiş SVM modellerine göre sınıflandırmak için skor fonksiyonunun ikili temsilini kullanır. Aşağıda Denklem 9.1 de gösterilmiştir.

$$\hat{f}(x) = \sum_{j=1}^n \hat{\alpha}_j y_j G(x, x_j) + \hat{b}.$$

(Denklem 11.1)

Bu tahmin yöntemi, eğitilmiş destek vektörlerini ve Alpha katsayılarını gerektirir. Varsayılan olarak yazılım, Platt'ın yöntemini kullanarak optimal posterior olasılıkları hesaplar.

- 10 kat çapraz doğrulama gerçekleştirilir.
- Sigmoid fonksiyon parametreleri çapraz doğrulamadan döndürülen puanlara uydurulur.
- Çapraz doğrulama skorlarını uygun sigmoid fonksiyonuna girerek posterior olasılıkları tahmin edilir.

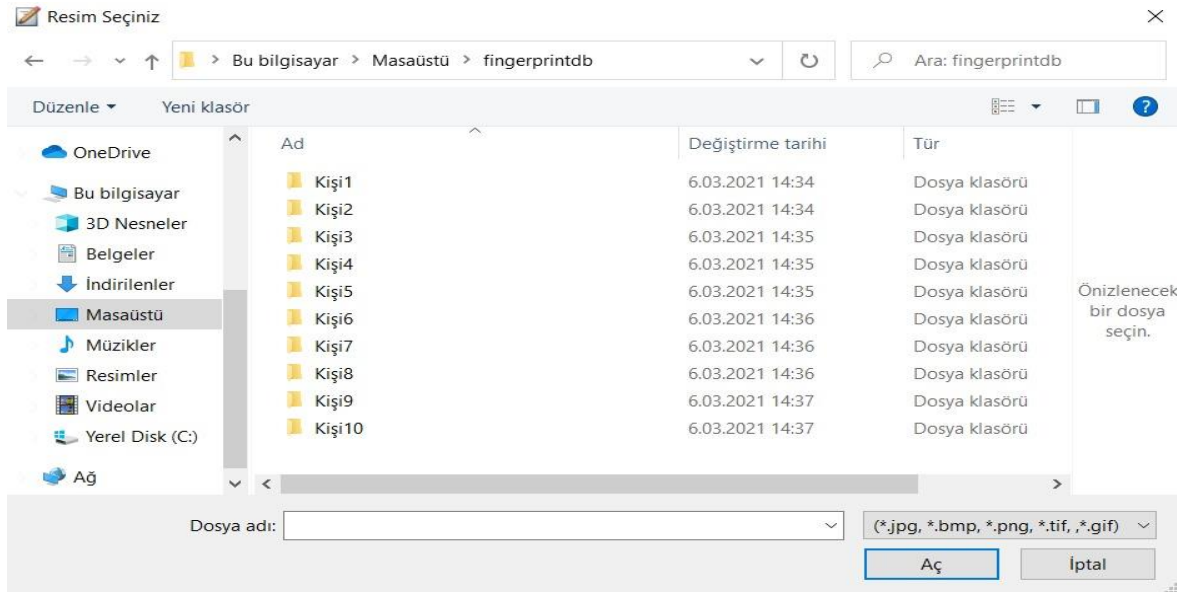
Yazılım, eğitim sırasında SVM amaç fonksiyonunda önceki olasılıkları birleştirir. SVM için, predict ve resubPredict gözlemleri sınıfta sınıflandırarak en büyük skoru(en büyük posterior olasılık) verir. Yazılım, sınıflandırıcıyı eğitmeden önce ortalama maliyet düzeltmesini uygulayarak yanlış sınıflandırma maliyetlerini hesaba katar. Yani, önceki P vektörü, yanlış sınıflandırma maliyet matrisi C ve gözlem ağırlık vektörü w verildiğinde, yazılım yeni bir gözlem ağırlıkları (W) vektörü tanımlar. Aşağıdaki Denklem 11.2 de belirtilmiştir.

$$W_j = w_j P_j \sum_{k=1}^K C_{jk}.$$

(Denklem 11.2)

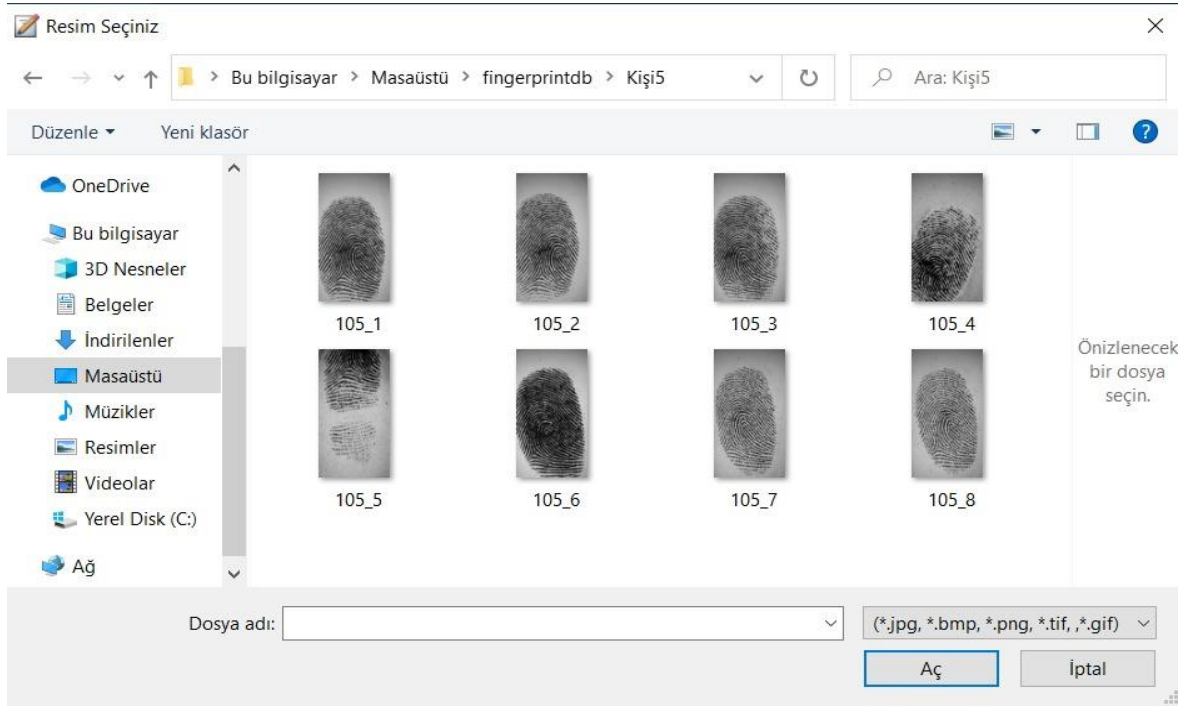
12. UYGULAMA VE SONUÇLAR

Uygulama MATLAB Konsolunda çalışmaktadır. Uygulama çalıştırıldığında kullanıcıdan görüntü seçimi ister. 10 adet kişinin parmak izlerinin bulunduğu dosyalar aşağıda Şekil 12.1'de belirtilmiştir.



Şekil 12.1 Parmak izi dosyaları

Bir dosya seçilir ve seçilen dosyada bir kişiye ait toplamda 8 adet parmak izi görüntüsü bulunmaktadır. Aşağıdaki Şekil 12.2’de bu görüntüler gösterilmiştir. Bu görüntülerden biri seçilir. Bu aşamadan sonra parmak izi tanıma işlemi ve destek vektör makinesi algoritması çalışmaya başlar.



Şekil 12.2 Örnek Parmak İzi Görüntüleri

Model çalışma işlemini bitirdiğinde sınıflandırma ve tahmin işlemleri bitmiş olur. Böylelikle predict fonksiyonuyla classes2 adlı değişkende tutulan tahmin edilmiş parmak izi görüntüsü kullanılarak hangi kişiye ait olduğu tahmin edilir. Kişinin girişinin başarılı olup olmadığı ekrana basılır. Şekil 12.3’te kullanıcı bilgilendirilir.

```
Command Window
>> realtime_svm
Parmak izi okuma işlemi yapılıyor..
5.Kişi giriş başarılı..
fx >> |
```

Şekil 12.3 Kullanıcıya bilgi döndürme

KAYNAKLAR

- [1] Mayhew, S. (2012, July 3). What is Fingerprint Identification? Biometric Update
- [2] Support, E. (n.d.). Fingerprint - Daon. Fingerprint-Daon.
- [3] Education, I. C. (n.d.). Machine Learning. Machine Learning.
- [4] Brownlee, J. (2020, August 15). Basic Concepts in Machine Learning. Machine Learning Mastery.
- [5] Tamrakar, A., & Gupta, N. (2019b). A Study on Machine Learning Approach for Fingerprint Recognition System. SMART MOVES JOURNAL IJOSCIENCE, 5(11),
- [6] Wood, T. (2020, July 14). Convolutional Neural Network. DeepAI.
- [7] Sarker, G., & Ghosh, S. (2020). Biometric-Based Unimodal and Multimodal Person Identification with CNN Using Optimal Filter Set. Advances in Intelligent Systems and Computing, 17–31.
- [8] Filiz, F. (2018, April 30). 4.1.1 Artificial neural networks – Fahrettin Filiz. Medium.
- [9] Dwairi, Majed & Hindi, Amjad & Alqadi, Ziad. (2020). Analysis of Procedures used to build an Optimal Fingerprint Recognition System. 21-37.
- [10] Wikipedia contributors. (2020, December 31). Support-vector machine. Wikipedia.
- [11] S. Adebayo Daramola, Tola Sokunbi and A.U Adoghe Department of Electrical and Information Engineering Covenant University Ota, Nigeria. Vol. 5 No. 07 Jul 2013
- [12] Introduction To Genetic Algorithms In Machine Learning. (2020, December 21). Software Testing Help.
- [13] Balakrishnan, Poorna. (2006). Genetic Algorithm For Fingerprint Matching. WSEAS Transactions on Information Science and Applications. 3.
- [14] Fingerprint matching by genetic algorithms. (2006, March 1). ScienceDirect.
- [15] Thakkar, D. (2020, July 10). 3 Fundamental Principles of Fingerprints: Types of Fingerprint Biometrics. Bayometric.
- [16] Fingerprint | anatomy. (n.d.). Encyclopedia Britannica.

- [17] Johal, N.K., & Kamra, A. (2011). A Novel Method for Fingerprint Core Point Detection.
- [18] Davis, A. (2017, February 13). 8 Most Common Fingerprint Patterns. Touch N Go.
- [19] What types of fingerprints are there? - Quora. (n.d.). What Types of Fingerprints Are There?
- [20] Biometric fingerprint scanners. (2020, November 6). Explain That Stuff.
- [21] Thai, Raymond. "Fingerprint Image Enhancement and Minutiae Extraction." (2003).
- [22] Hong, Lin & Wan, Yifei & Jain, Arjun. (1998). Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. 20.777 - 789. 10.1109/34.709565.
- [23] VOL. 20, No. 8, August 1998 777 Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation Lin Hong, Student Member, IEEE, Yifei Wan, and Anil Jain, Fellow, IEEE
- [24] Erwin et al 2019 J. Phys.: Conf. Ser. 1196 012045
- [25] Patel, Ms & Parikh, Satyen & Patel, Dr. (2017). Performance Improvement in Binarization for Fingerprint Recognition. IOSR Journal of Computer Engineering. 19. 68-74. 10.9790/0661-1903026874.
- [26] OpenCV: Image Thresholding. (n.d.). OpenCV: Image Thresholding.
- [27] International Journal on Cybernetics & Informatics (IJCI) Vol.2, No.2, April2013 DOI: 10.5121/ijci.2013.2204 33 Enhanced Thinning Based Finger Print Recognition
- [28] Dakota Boyd, Dustin Short, Elizabeth Lee, John Huppenthal, Shelby Proft, Wacey Teller- Statistics of Fingerprints
- [29] Büber, E. (2018, April 12). Biometric Verification with ML - Ebubekir Büber. Medium.
- [30] - Sneha, P. (2020, November 21). Fingerprint Identification And Machine Learning:- Goes 'Hands' In 'Hands. Pianalytix - Machine Learning

EKLER

KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER

ÖZGEÇMİŞ

Alper Aktepe 1998’de Balıkesir’de doğdu. Lise öğrenimini Manisa Fatih Anadolu Lisesi’nde tamamladı. 2016 yılında girdiği Kocaeli Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği’nde öğrenimini sürdürmektedir.