



T.C.
KIRŞEHİR AHI EVRAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
İLERİ TEKNOLOJİLER ANABİLİM DALI

MEDYAN SAĞLAM GENİŞLETİLMİŞ YEREL İKİLİ MODEL İLE EL GÖRÜNTÜLERİNİN KİŞİ, YAŞ VE CİNSİYETE GÖRE SINIFLANDIRILMASI

Raghad Tohmas Esfandiyar ALALAWI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

KIRŞEHİR / 2021



T.C.
KIRŞEHİR AHI EVRAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
İLERİ TEKNOLOJİLER ANABİLİM DALI

MEDYAN SAĞLAM GENİŞLETİLMİŞ YEREL İKİLİ MODEL İLE EL GÖRÜNTÜLERİNİN KİŞİ, YAŞ VE CİNSİYETE GÖRE SINIFLANDIRILMASI

Raghad Tohmas Esfandiyar ALALAWI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN
Doç. Dr. Emrah AYDEMİR

KIRŞEHİR / 2021

TEZ BİLDİRİMİ

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 bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Raghad Tohmas Esfandiyar ALALAWI



20.04.2016 tarihli Resmî Gazete’de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince; Bu Lisansüstü Teze, Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi’nin abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Fen Bilimleri Enstitüsü’nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun rapor alınmıştır.



ÖNSÖZ

Yüksek lisansa başlamamda ve yüksek lisans ders ve tez yazım sürecinde kendisini tanıdığım günden bu yana gösterdiği sabır ve sabırlı hali ile her zaman bana örnek olmasının yanı sıra bir bilim adamının nasıl çalışması gerektiğini kendisinden öğrendiğim değerli danışmanım Doç. Dr. Emrah AYDEMİR'e teşekkür ederim. Çalışmalarım boyunca maddi manevi destekleriyle beni hiçbir zaman yalnız bırakmayan, beni bugünlere getiren aileme de sonsuz teşekkürler ederim.

Kasım, 2021

Raghad Tohmas Esfandiyar ALALAWI

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

TEZ BİLDİRİMİ	ii
ÖNSÖZ	iv
İÇİNDEKİLER	v
ŞEKİL LİSTESİ	vi
TABLO LİSTESİ	vii
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ	viii
ÖZET	ix
ABSTRACT	xi
1. GİRİŞ	1
1.1. Amaç ve Önem	7
1.2. Yapılan Çalışmalar	7
2. MATERYAL VE YÖNTEM	12
2.1. Verilerin Toplanması	12
2.2. Verilerin Analizi	14
2.3. Medyan Sağlam Genişletilmiş Yerel İkili Model (Median Robust Extended Local Binary Pattern-MRELBP) ile Öznitelik Çıkarımı	16
2.4. Eğitim ve Test Verilerinin Ayrıştırılması	19
2.5. Başarı Ölçütleri	20
3. BULGULAR	22
3.1. İstatistiksel Bulgular	22
3.2. Kişi Sınıflandırma Bulguları	23
3.3. Cinsiyet Sınıflandırma Bulguları	25
3.4. Yaş Sınıflandırma Bulguları	27
4. TARTIŞMA VE SONUÇ	30
KAYNAKLAR	31
ÖZGEÇMİŞ	33

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1.1. Örnek bir avuç içi şekli ve çizgileri	2
Şekil 1.2. Toprak Eli	4
Şekil 1.3. Ateş Eli.....	4
Şekil 1.4. Hava Eli.....	5
Şekil 1.5. Su Eli.....	5
Şekil 1.6. Ağaç Eli.....	6
Şekil 1.7. Metal Eli.....	6
Şekil 2.1. Örnek bir kişinin elinin iç ve dış yüzey görüntüsü	13
Şekil 2.2. Çekilen görüntü dosyalarının klasör görüntüsü	14
Şekil 2.3. LBP Örnek Hesaplama.....	17
Şekil 2.4. 5 katlı çapraz doğrulama yöntemi	20
Şekil 3.1. Verilerin cinsiyete göre dağılımı.....	22
Şekil 3.2. Her bir yaştan kaç kişi olduğunu gösteren grafik.....	23
Şekil 3.3. Kişi sınıflandırma sonuçları matris tablosu	25
Şekil 3.4. Cinsiyet sınıflandırması için Baggaed Trees algoritmasının hata matrisi.....	27
Şekil 3.5. Yaş sınıflandırmasının hata matrisi.....	29

TABLO LİSTESİ

	Sayfa No
Tablo 2.1. Karışıklık matrisi	20
Tablo 3.1. Kişi sınıflandırma sonuçları	24
Tablo 3.2. Cinsiyet sınıflandırma sonuçları	26
Tablo 3.3. Yaş sınıflandırma sonuçları	28



SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler

$X_{c,w}$	: Yerel yama
x_c	: Merkez değer
$\bar{\phi}(X_{c,w})$	: Ortalama değer

Açıklama

Kısaltmalar

LBP	: Local Binary Pattern
MRELBP	: Median Robust Extended Local Binary Pattern
TPTSR	: İki aşamalı test örneği seyrek temsil
GCID	: Genişletilmiş genel renkli görüntü ayırt edici
RBF	: Radyal temel işlevi
DDR	: Derin ayırt edici temsil
BDOC	: Blok Baskın Yönlendirme Kodunu
BHOG	: Blok Tabanlı Yönlendirilmiş Gradyan Histogramını
DOSFL	: Ayırt edici bir yönlendirme ve ölçek özellikleri öğrenme
GDDM	: Gauss bulanıklık bozulma modeli
NCC	: Normalleştirilmiş korelasyon katsayısı
ID	: Identification number
SVM	: Support Vector Machine
KNN	: k-Nearest Neighbor

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MEDYAN SAĞLAM GENİŞLETİLMİŞ YEREL İKİLİ MODEL İLE EL GÖRÜNTÜLERİNİN KİŞİ, YAŞ VE CİNSİYETE GÖRE SINIFLANDIRILMASI

Raghad Tohmas Esfandiyar ALALAWI

Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

İleri Teknolojiler Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Emrah AYDEMİR

Biyometrik teknolojiler bireylerin fizyolojik ve davranışsal özelliklerini dikkate alarak bireyleri otomatik tanımayı amaçlamaya çalışır. Burada kullanılan yöntemler çok çeşitli olmakla birlikte kullanılan kişisel nitelikler de çeşitlilik göstermektedir. Yüz özellikleri, parmak ve damar izleri, iris, retina, kulak, el ve parmak tanıma fizyolojik özelliklerden yalnızca bir kısmıdır. Kullanılan uygulamalardaki güvenlik düzeyine göre ortaya çıkabilecek yanlışma payını azaltmak adına bu kişisel özelliklerden bir veya daha fazlası kullanılması tercih edilebilmektedir. Biyometrik tanıma sistemleri güvenlik sistemleri uygulamalarında değişen gereksinimlere sahiptir. Yüksek güvenlik düzeyi gerektiren uygulamalarda parmak izi ve iris tanıma iyi çalışırken düşük güvenlik düzeyi gerektiren uygulamalarda ise gizlilik endişeleri nedeniyle pek uygun olmamaktadır. El görüntülerinden tanımlama ise çok yüksek bir ayırt ediciliği olmadığı düşüncesinden hareketle daha fazla kabul görmektedir. Fakat orta düzeydeki güvenlik uygulamaları için yeterlidir. Bunlar dışında avuç içi görüntülerinin güvenilirlik, kararlılık, kullanıcı dostu, müdahaleci olmaması ve esnek kullanım gibi özellikleri ile birçok avantajı vardır. Buradaki çalışmada ise el şeklinin sağ ve sol el verilerinin hem üst yüzey hem de iç yüzey görüntüleri kullanılarak kişileri tanımlama, yaşlarını belirleme ve cinsiyetlerini tespit etme amaçlanmaktadır. Bu amaçla 100 farklı kişiye ait hem elinin iç yüzeyine ait (10 tane) hem de elin dış yüzeyine ait (10 tane) görüntü toplanmıştır. Bu durum

sağ ve sol el için ayrı ayrı yapılmış ve toplamda 3955 adet görüntü elde edilmiştir. Bu görüntülerin Medyan Sağlam Genişletilmiş Yerel İkili Model (MRELBP) kullanılarak öznelikleri çıkarılmıştır. Görüntüler kişi, yaş ve cinsiyet için sınıflandırılmıştır. Sonuçlar sırasıyla %91,4, %85,9 ve %92,6 olarak elde edilmiştir.

Kasım 2021, 47 Sayfa

Anahtar Kelimeler: El görüntüsü, Medyan Sağlam Genişletilmiş Yerel İkili Model, MRELBP, sınıflandırma



ABSTRACT

MASTER THESIS

CLASSIFICATION OF HAND IMAGES ACCORDING TO PERSON, AGE AND GENDER WITH THE MEDIAN ROBUST EXTENDED LOCAL BINARY PATTERN

Raghad Tohmas Esfandiyar ALALAWI

**Kirsehir Ahi Evran University
Science and Engineering Institute
Advanced Technologies Department**

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Emrah AYDEMİR

Biometric technologies try to automatically recognize individuals by taking into account the physiological and behavioral characteristics of individuals. Although the methods used here are very diverse, the personal qualities used also vary. Facial features, finger and vein prints, iris, retina, ear, hand and finger recognition are only some of the physiological features. It may be preferred to use one or more of these personal features in order to reduce the margin of error that may arise depending on the security level in the applications used. Biometric recognition systems have varying requirements in security systems applications. Fingerprint and iris recognition work well in applications that require high security levels, while applications that require low security levels are not suitable due to privacy concerns. On the other hand, identification from hand images is more accepted based on the idea that it does not have a very high distinctiveness. But it is sufficient for medium security applications. Apart from these, palm images have many advantages such as reliability, stability, user-friendliness, non-intrusiveness and flexible use. In this study, it is aimed to identify people, determine their ages and determine their gender by using both upper surface and inner surface images of right and left hand data of hand shape. For this purpose, images of both the inner surface of the hand (10) and the outer surface of the hand (10) of 100 different people were collected. This was done separately for the right and left hands, and a total of 3955 images were obtained. The features of these images were extracted using the Median Robust

Extended Local Binary Model (MRELBP). Images are classified for person, age and gender. The results were 91.4%, 85.9% and 92.6%, respectively.

October 2021, 47 Pages

Keywords: Hand image, Median Robust Extended Local Binary Model, MRELBP, classification.



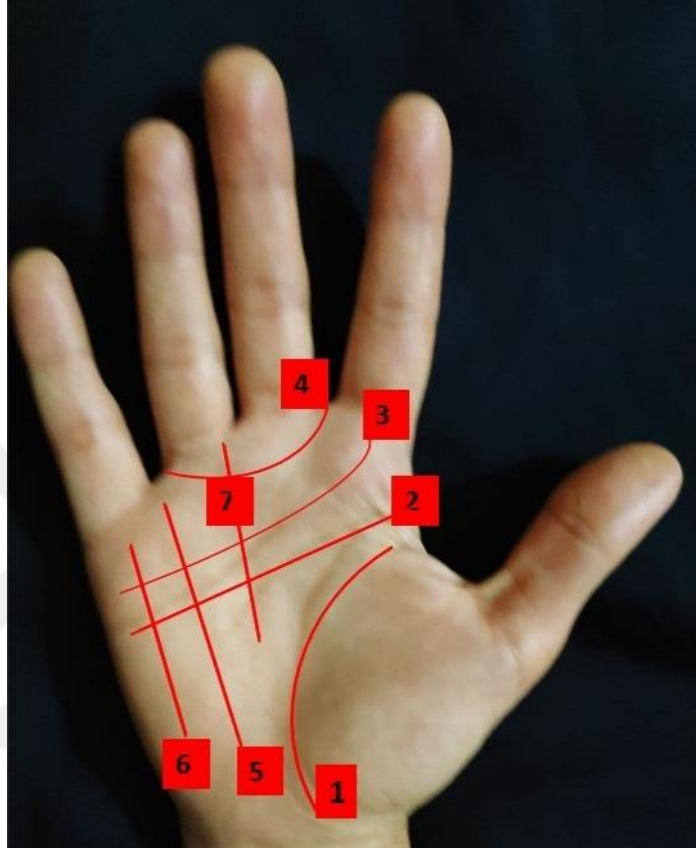
1. GİRİŞ

Biyometrik kimlik tanımanın otomatik olarak yapılması dünyada yaşanan hızlı gelişmeler ve artan güvenlik gereksinimleri nedeniyle kaçınılmaz hale gelmiştir. Artık güvenliğin defterlerde tutulan kayıtlar ya da fotoğraf, kimlik kartı, imza gibi geleneksel uygulamalar ile sürdürülebilirliği düşüktür. Bu işlemlerin insan hatasının azaltılacağı bilgisayar temelli sistemler ile yapılması zorunlu bir ihtiyaca dönüşmüştür. Kayıtların çeşitli veritabanlarında tutulmasının yanı sıra kişi doğrulama için de dijital olarak elde edilen biyometrik verilerden yararlanılmalıdır. Bu sistemler insan gözünün kaçırdığı küçük ayrıntıları ve farklılıkları çok daha iyi görebilecektir. Bunun için veritabanlarında kayıtlı verilerle eşleştirme yaparlar. Bu tür sistemler günlük yaşamda sıklıkla karşılaşılır hale gelmiştir. Birçok ülkede havaalanı ve sınır kapılarında otomatik bir şekilde avuç içi, göz, parmak izi vb. biyometrik tanıma sistemleri kullanılmaktadır. Benzer şekilde birçok ülkede de biyometrik verilerin pasaportlar içerisine kaydedilmesi için çalışmalar yürütmektedir [1].

Kişileri tanımlamak için biyometrik verilerin kullanılmasının birçok avantajı vardır. Biyometrik verilerin benzersizliği ve sabit bir şekle sahip olması bunlardan en önemlileridir. Biyometri tanıma sistemlerine olan talep arttıkça performanslarının değerlendirilmesine yönelik talep de bu doğrultuda artmaktadır. Fakat tüm biyometrik tanıma sistemleri aynı avantajlara sahip değildir. En yaygın kullanılan parmak izi tanıma sistemleri için parmağın temiz olması ve çeşitli lekeler içermemesi beklenir. Bu tür durumlar performansı olumsuz etkiler [2]. Kulak tanıma çalışmalarına olan ilgi ve ticari teknolojilere dönüşmesi çeşitli nedenlerden dolayı düşüktür [3, 4]. Diğer birçok biyometrik özellik gibi avuç içi şekli de kişinin yaşına göre çok az değişime uğrar. Ayrıca avuç içinde ve dışında yer alan damarlar da kişi tanımada özgün bir unsur olarak kullanılır [5]. Damar kalıpları vücudun iç biyolojik bilgisine dayanması nedeniyle dış yüzeyin yaşadığı tahribatlardan etkilenmez ve kolayca kopyalanamaz. Bu durum biyometrik tanıma özelliği olarak güvenilirliğini arttırmaktadır. Farklı bireylerde bu damarların görüntüsü ayırt edici bir özelliktir [6].

Avuç içi bilek ile parmaklar arasındaki elin iç yüzeyinden oluşur. Bu iç yüzey parmak kök bölgesi, iç bölge ve dış bölge olmak üzere üç kısımdan oluşur. Avuç içinde elin esnemesi sonucu oluşan üç ana çizgi vardır. Bunlar yaşam çizgisi, kalp çizgisi ve baş çizgisidir [7]. Bu

izgiler ve bunlarla birlikte olan kırıřıklıklar ve ikincil izgiler zamanla daha ayırt edici hale gelirler. İstikrarlı yapıları nedeniyle kişileri karakterize eder. Örnek bir avuç içi görüntüsü ařağıdaki şekilde verilmiştir.



Şekil 1.1. Örnek bir avuç içi şekli ve çizgileri

Avuç içlerindeki çizgilerin miktarı, aralarındaki ilişkileri ve mesafeleri kimlik doğrulamada kullanılan ana özelliklerdir. Yukarıdaki Şekil 1.1’de hem üç ana çizgi hem de buruşuk çizgiler verilmiştir. Şekil üzerinde numaralarla verilen çizgilerin adları ařağıdaki gibidir.

1. Yaşam Çizgisi
2. Baş Çizgisi
3. Kalp Çizgisi
4. Venüs Kuşığı
5. Güneş Çizgisi
6. Merkür Çizgisi

7. Kader Çizgisi

Avuç içindeki hatların daha belirgin kaba çizgilerden oluşması nedeniyle özgün olmasının yanı sıra kimlik doğrulaması için pratiktirler. Daha düşük çözünürlükteki görüntülerde dahi hızlı ve esnek bir şekilde çalışma olanağı sunar [8]. Avuç içi görüntülerinden kişi tanımlarken yalnızca çizgi yapılarına odaklanarak öznitelik çıkaran sistemlerin belirli dezavantajları vardır. Avuç izlerinin belirsiz olabilmesi, benzer çizgi özelliklerine sahip avuç izlerinin oluşu, çizgilerin kalınlık ve genişliklerinin dikkate alınmayışı bunlardan bazılarıdır [9]. Avuç içi görüntülerindeki ana çizgilerin kalın olması nedeniyle her ne kadar düşük çözünürlükte olması sorun teşkil etmese de kırıksıklıklar incedir ve orta derecede bir çözünürlük ile sırtlar analiz edilebilir.

Chiromancy, cildin renginin, dokusunun ve esnekliğinin analizi dahil olmak üzere elin boyutu, şekli ve görünümünün incelenmesidir. Chiromancy çalışmalarına temel el şekillerini tanımak ile başlanır. El şeklinin değerlendirilmesi, bireyin temel karakteri hakkında fikir verir ve tarih boyunca, el falcıları el tipleri için çeşitli sınıflandırma sistemleri geliştirmiştir [10]. Saint-Germain [11] tarafından el tiplerine göre temel kişilikler sınıflandırılmıştır. Burada parmak oranları, el çizgileri ve diğer faktörler dikkate alınmıştır. Aşağıda bu 7 sınıflandırma verilmiştir.

- **Toprak Eli:** Kare ve etli bir avuç içine sahiptir. Kısa parmaklar ve çok az çizgi içerir. Pratik, gerçekçi (doğal olarak), güvenilir, öngörülebilir, duygusal olarak istikrarlı ve genellikle tutucu özelliğe sahiptir.



Şekil 1.2. Toprak Eli

- **Ateş Eli:** Sabırsızlığı ifade eden kısa parmakları ve sahibinin engin duygusal, sinirsel ve fiziksel enerji rezervlerini gösteren uzun bir avuç içi vardır. Bu el tipine sahip insanlar tutkulu ve yoğundur. Değişimi ve çeşitliliği severler ve kolayca sıkılırlar. Kısıtlamalardan, sınırlamalardan veya tekdüzelikten nefret ederler. Ateş eli olan bir kişi güçlü arzulara, iştahlara ve hırsa sahiptir.



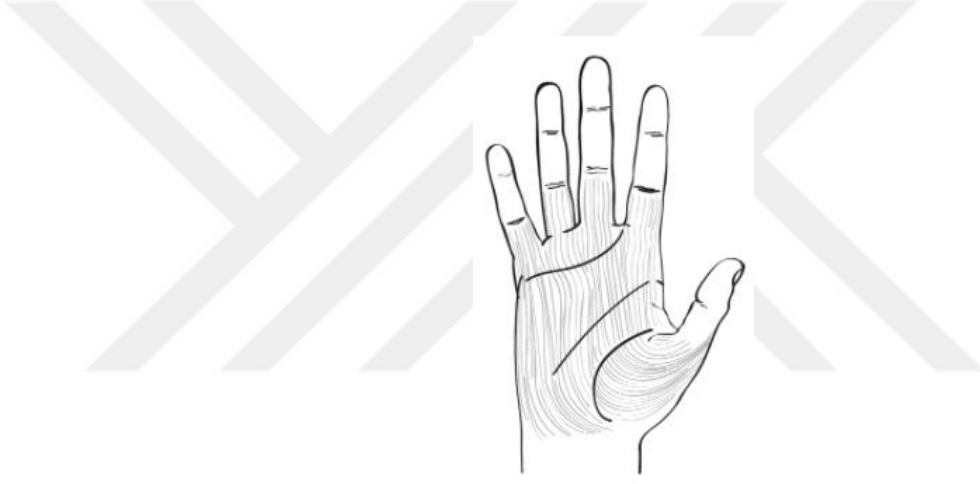
Şekil 1.3. Ateş Eli

- **Hava Eli:** Kısa, kare avuç içi ve uzun parmakları olan bir şekle sahiptir. Bu kişiler hızlı ve çevik bir zihne sahiptir. Aldatma ve manipüle etme eğilimine sahip olup kendi kendilerini motive ve terbiye edici özelliktedirler. Çok yönlüdürler ve tartışmayı severler.



Şekil 1.4. Hava Eli

- **Su Eli:** Birçok ince çizgiye sahip dikdörtgen bir şekle benzer. Çok yumuşak ve esnektir ve uzun, düzgün bir şekilde sivrilen parmaklarla tamamlanır. Karamsar olma eğilimindedir ve bazen dış görünüşleri iç gerçeklikle tamamen çelişir. Yüzeyi kaplayan sayısız küçük çizgiler nedeniyle, su elleri eski görünme eğilimindedir. Bununla birlikte, çizgilerin yaşla hiçbir ilgisi yoktur, aksine kişinin duygusal ifadesinin yoğunluğunun bir göstergesidir. Bir konuya çeşitli ilginç açılardan yaklaşmayı sevdikleri için, su türlerinin benzersiz bakış açıları ve kendi işleri yapma biçimleri vardır, bu nedenle bir ilişkide yerleşik kuralları atar ve ilerledikçe uydururlar.



Şekil 1.5. Su Eli

- **Ağaç Eli:** Boğumlu, yumru eklemleri ve ince dikey çizgileri olan ince parmakları vardır. Genellikle kemikler ve tendonlar belirgindir. Karmaşık fikirlere ve soyut düşüncelere çok yatkındır. Psikolojiye, felsefeye ve insan davranışı teorilerine bayılırlar. Zamanla, tamamen kendilerine ait bir ruhsal kaynaşma oluşturmak için çeşitli düşünce okullarından öğeler toplayıp seçerek kendi maneviyatlarını geliştirirler. Bu kişiler insanlarla konuşmayı ve tartışmayı severler ve genellikle mantıklı ve tutkulu bir şekilde yürüttükleri münazaralarda iyidirler. Ayrıca inanılmaz miktarda önemsiz ve belirsiz bilgi bilirler.



Şekil 1.6. Ağaç Eli

- **Metal Eli:** Kare avuç içi, kare parmak uçları ve kare tırnaklara sahiptirler. El sıkışması sırasında ilk fark edilen avuç içinin sertliğidir. Harika bir iş ahlakına sahip olup kişisel ihtiyaçları ile işi bitirmek arasında bir seçim yapmak zorunda kalırlarsa, her seferinde işi seçerler. Güçlü fikirli ve isabetli bu türler, bir kez karar verdikten sonra bir fikri veya tavrı öne çıkarmak zordur. Genellikle pratik ve gerçekçidirler.



Şekil 1.7. Metal Eli

İnsanların ellerinin ve avuç içi şekillerinin bilinmesi bu işlemlerin kolaylıkla bilgisayar tabanlı sistemler ile de belirlenebileceği anlamına gelir. Elin iç ve dış yüzeyinin tümüyle tanıma sistemlerinde parmaklar ve parmak izleri de devreye girmektedir. Parmak izleri embriyonun rahim içindeki farklı büyüme ve basınç deneyimlerinden kaynaklanır. Bu nedenle de tek yumurta ikizleri için dahi farklılık gösterir [12, 13]. Parmak izlerindeki kıvrımlar, açılar ve mesafeler tanımlama için kullanılmaktadır [14]. Fakat bunun için görüntünün bu incelikleri ayırt edebilecek netlikte olması gerekir.

1.1. Amaç ve Önem

Biyometrik teknolojiler bireylerin fizyolojik ve davranışsal özelliklerini dikkate alarak bireyleri otomatik tanımayı amaçlamaya çalışır. Burada kullanılan yöntemler çok çeşitli olmakla birlikte kullanılan kişisel nitelikler de çeşitlilik göstermektedir. Yüz özellikleri, parmak ve damar izleri, iris, retina, kulak, el ve parmak tanıma fizyolojik özelliklerden yalnızca bir kısmıdır. Kullanılan uygulamalardaki güvenlik düzeyine göre ortaya çıkabilecek yanılma payını azaltmak adına bu kişisel özelliklerden bir veya daha fazlası kullanılması tercih edilebilmektedir [15]. Biyometrik tanıma sistemleri güvenlik sistemleri uygulamalarında değişen gereksinimlere sahiptir. Yüksek güvenlik düzeyi gerektiren uygulamalarda parmak izi ve iris tanıma iyi çalışırken düşük güvenlik düzeyi gerektiren uygulamalarda ise gizlilik endişeleri nedeniyle pek uygun olmamaktadır. El görüntülerinden tanımlama ise çok yüksek bir ayırt ediciliği olmadığı düşüncesinden hareketle daha fazla kabul görmektedir. Fakat orta düzeydeki güvenlik uygulamaları için yeterlidir [16]. Bunlar dışında avuç içi görüntülerinin güvenilirlik, kararlılık, kullanıcı dostu, müdahaleci olmaması ve esnek kullanım gibi özellikleri ile birçok avantajı vardır. Buradaki çalışmada ise el şeklinin sağ ve sol el verilerinin hem üst yüzey hem de iç yüzey görüntüleri kullanılarak kişileri tanımlama, yaşlarını belirleme ve cinsiyetlerini tespit etme amaçlanmaktadır.

1.2. Yapılan Çalışmalar

Avuç içi izlerinden elde edilen görüntüler Fei ve diğ.[17] tarafından çok katmanlı yön çıkarma yöntemi ile analiz edilmiştir. Bu yöntem ile öncelikle avuç içi izinin yüzey katmanındaki görünen yön elde edilir ve ardından görünen yönün enerji haritası katmanındaki gizli özelliklerden faydalanılır. Her iki özelliğin histogramı çıkarılır ve PolyU veriseti ile %98,83 tanıma başarısı elde edilir. Yine aynı veriseti olan PolyU multispektral avuç içi izi görüntüleri Cui [18] tarafından füzyon stratejisi ile analiz edilmiştir. Burada görüntüler sırasıyla kırmızı, yeşil, mavi ve yakın kızılötesi şeklinde yakalanır. Böylece diğer görüntülere kıyasla daha fazla bilgi içerir. Tanıma performansını daha da iyileştirilmesi için üç yeni renk bileşeni oluşturmak üzere genişletilmiş genel renkli görüntü ayırt edici (GCID) modelini kullanmış ve %99,57 oranında başarı elde edilmiştir. Zhang ve Gu [19] tarafından avuç izi tanıma için rekabetçi kodlama yöntemini ve iki aşamalı test örneği seyrek temsil (TPTSR) yöntemini birleştirmeyi önermektedir. Temsile dayalı yöntemlerden biri olan TPTSR yöntemi, tüm

avuç içi görüntüsünü girdi olarak alır ve her bir sınıfın eğitim örneklerinin test örneğini temsil etmedeki katkısını belirler. TPTSR ayrıca test örneği ile her sınıf arasındaki benzerlikleri hesaplamak için ilgili katkı değerlerini kullanır. Rekabetçi kodlama yöntemi, özellik tabanlı bir yöntemdir ve TPTSR ile son derece tamamlayıcıdır. Yazar, TPTSR ve rekabetçi kodlama yönteminden üretilen eşleştirme puanlarını birleştirmek için ağırlıklı bir füzyon şeması kullanır. Deneysel sonuçlar, önerilen yöntemin çok yüksek bir sınıflandırma doğruluğu elde edebileceğini ve hem TPTSR hem de rekabetçi kodlama yönteminden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. 500 kişiden (12 avuç içi) 6000 örnekle doğrulanan ve TPTSR'in eşleşme oranı sunulan yöntem %94 başarı oranı ortaya koymaktadır. Zhang ve Gui [20] bir başka çalışmada da özellik uzayındaki temsile dayalı bir avuç içi tanıma yöntemi önermektedir. Önerilen yöntem, test örneğini özellik alanındaki tüm eğitim örneklerinin doğrusal bir kombinasyonu olarak temsil etmeyi amaçlar ve ardından avuç içi izi tanıma gerçekleştirmek için elde edilen doğrusal kombinasyonu kullanır. Yazar, radyal temel işlevi (RBF) gibi çekirdek işlevlerini kullanarak orijinal uzaydan özellik uzayına eşlemeyi uygular. Bu yöntemde çekirdek fonksiyonunun parametresinin seçimi önemlidir. Parametreyi seçmek için otomatik bir algoritma önermektedir. Algoritmanın temel fikri, özellik alanını optimize etmektir, öyle ki aynı sınıftaki örnekler iyi bir şekilde kümelenirken, farklı sınıflardan örnekler uzağa itilir. Önerilen kriter, bir özellik uzayının iyiliğini ölçer ve bu kriter en aza indirilerek optimal çekirdek parametresi elde edilir. Veritabanı üzerindeki deneysel sonuçlar, önerilen yöntemlerin herkese açık veri kümesinde %98'lik başarı elde etmiştir.

Li, Cao ve Lu [21] tarafından iki aşamalı test örnekleri temsil yönteminin (TPTSR) çok iyi performans gösterdiği ifade edilmiştir. TPTSR yalnızca yetkin bir temsile dayalı sınıflandırma yöntemi olmakla kalmaz, aynı zamanda orijinal seyrek temsil yöntemlerinden hesaplama açısından çok daha verimlidir. Bununla birlikte, TPTSR avuç içi tanıma için uygun görünse de geniş çapta test edilmemiştir ve gerçek dünya uygulamaları için kesinlikle çok önemli olan parametrenin (en yakın komşuların sayısı) nasıl doğru bir şekilde ayarlanacağı bilinmemektedir. Çalışma avuç içi tanımlamada yöntemin performansını analiz etmeyi hedeflemiştir. Bu bağlamda, bahsedilen sorunları ele almak için, avuç içi tanıma ile ilgili çok sayıda deney yapılmıştır. Yöntem, "PolyU" veritabanı üzerinde doğrulanmış ve düşük hata oranları elde etmiştir. Zhao ve Zhang [22] ise derin ayırt edici temsil (DDR) olarak adlandırılan öğrenilmiş ayırt edici derin

evrişimli ağlar ile avuç izi tanımda çoklu senaryolar için üst düzey ayırt edici özellikleri temsil eden genel bir çerçeve önermektedir. Derin ayırt edici özellikleri çıkarmak için kullanılan sınırlı avuç izi eğitim verileriyle ayırt edici derin evrişimli ağları öğrenme için kullanılır. Ardından, çok sayıda senaryoda esnek ve pratik olan, avuç izi tanıma için işbirlikçi temsil tabanlı sınıflandırıcı uygulanır. Deneysel sonuçlar, DDR'nin diğer en gelişmiş yöntemlere kıyasla genel avuç izi tanımda en iyi tanıma performansını ürettiğini göstermektedir. Farklı aydınlatma kaynakları altında temas tabanlı avuç izi tanıma için DDR, sırasıyla M_R, M_B, M_G ve M_NIR ile PolyU Multi-spektral veritabanında ve temassız avuç izi tanıma konusunda DDR, IITD ve CASIA veritabanlarında %98 üzerinde sonuçlar elde edilmiştir.

Matkowski, Chai ve Kong [23] tarafından kontrolsüz ve işbirliksiz ortamda toplanan görüntüler üzerinde avuç izi tanımlamasını incelemek için yeni bir avuç izi veri tabanı oluşturulmuş ve uçtan uca bir derin öğrenme algoritması önerilmiştir. İnternette toplanan ve 7881 görüntüden elde edilen 2035 avuç izi içeriyor. Önerilen algoritma, bir hizalama ağı ve bir özellik çıkarma ağından oluşur ve uçtan uca eğitilebilir. Algoritma, en son teknoloji ürünü çevrimiçi avuç izi tanıma yöntemleriyle karşılaştırıldı ve üç genel temassız avuç izi veri tabanı, IITD, CASIA ve PolyU ve iki yeni veri tabanı, NTU-PI-v1 ve NTU temassız avuç izi veri tabanı üzerinde değerlendirildi. Önerilen algoritma NTU-PI-v1, NTU-CP-v1, IITD, PolyU ve CASIA veritabanlarında sırasıyla %41.92, %95.34, %99.61, %99.77, %97.65 oranında başarılı sonuçlara ulaşmıştır. Liu ve ark. [24] tarafından ise manifold öğrenmeli bir parmak damarı tanımlama sistemi sunulmaktadır. Bu sistem gürültüye ve deformasyona karşı yeterince dayanıklıdır. Tanımlama sisteminde, manifold öğrenme için ONPP kullanılır ve parmak damarı test etmek için noktadan manifolda mesafe işlevinden yararlanır. Kızılötesi görüntü veritabanı TED-FV'ye dayanarak, önerilen yöntem, diğer geleneksel yöntemlerden daha iyi olan, tanımlama modeliyle %97,8 tanıma oranı elde etmektedir. Deneysel sonuçlar, önerilen sistemin performansının için etkili ve sağlam bir yöntem olduğunu göstermiştir.

Hong ve ark. [25] daha ayırt edici bilgi ile yüksek tanıma oranı elde etmek için, doğal ışıklı avuç izi yerine multispektral avuç izi kullanmayı ve hiyerarşik bir fikre dayalı çok bantlı bir avuç izi tanıma yöntemi geliştirmeyi önermişlerdir. İlk olarak, kaba bir özellik olarak Blok Baskın Yönlendirme Kodunu (BDOC) ve iyi bir özellik olarak Blok Tabanlı Yönlendirilmiş Gradyan Histogramını (BHOG) ayıklarlar. İkinci olarak, bu iki tür

özniteliğe dayalı olarak hiyerarşik bir tanıma yaklaşımı önerilmiştir. Tanıma doğruluğunu iyileştirmek için önerilen şemada farklı bantlardan elde edilen farklı özellikleri birleştirirler. Son olarak, deneysel sonuçlar, önerilen yöntemin tanıma doğruluğunun, yalnızca doğal ışıkla PolyU avuç içi veri tabanına dayalı önceki yüksek performanslı yöntemlerden daha üstün olmadığını, aynı zamanda bazı yaklaşımlarla elde edilen en son teknoloji performansını daha da iyileştirebileceğini göstermektedir. Çoklu spektral avuç izi görüntülerini kullanan kodlama tabanlı yaklaşımları iyileştirmeye çalışan Bounanche ve ark. [26] yönlendirilmiş çok ölçekli log-Gabor filtrelerine dayanan yeni bir çok spektral avuç izi tanıma yaklaşımı sunmaktadır. Önerilen yöntem, tanıma sürecinin üç aşamasında yeni çözümler önererek tanıma performanslarını artırmayı amaçlamaktadır. Bitsel rekabetçi kodlamadan ilham alan özellik çıkarımı, çok çözünürlüklü log-Gabor filtrelemesini kullanır; burada nihai özellik haritası, en düşük filtrelerin banka yanıtının kazanan kodlarından oluşur. MS-PolyU veritabanında 0,01'den daha düşük EER sonuçları elde edilmiştir. Ma ve ark. [27] tarafından avuç içi izi tanıma için ayırt edici bir yönlendirme ve ölçek özellikleri öğrenme (DOSFL) önerilmiştir. Ayırma analizi fikrini avuç içi kodlamasına sokarak DOSFL, yönlendirme ve ölçek özelliklerini daha uygun ayrımcılık ile çıkarmaya çalışmışlardır. Ardından DOSFL, avuç içi izinin hem yönelim hem de ölçek özelliklerini temsil etmek için dört kod biti kullanır ve kod eşleştirme için Hamming mesafesini kullanır. Avuç içi baskı örneklerinde yer alan yön ve ölçek bilgilerinden daha iyi yararlanmak için, ayrımcı öğrenme sürecinde farklı yönlendirme ve ölçek özellik verilerini etkili bir şekilde birleştirebilen, avuç içi izi tanıma için çok yönlü ve çok ölçekli özelliklere sahip ayrımcı öğrenme (MOSDL) yaklaşımı bu kapsamda önerilmiştir. HK PolyU veri tabanı ve UST görüntü veri tabanı dahil olmak üzere halka açık iki avuç içi veri tabanı üzerindeki deneysel sonuçlar, önerilen yöntemin karşılaştırılan yöntemlerden daha iyi tanıma sonuçları elde edebileceğini göstermektedir ve bu veri tabanlarında sırasıyla 98.05% ve 97.63% doğruluk değerleri elde edilmiştir.

Tamrakar ve ark. [28] tarafından hem görünür hem de multispektral görüntüleme sistemi ile toplanan avuç içi izleri için etkili bir avuç içi izi tanıma tekniği sundular. ROI çıkarma, kısıtlamasız ortamda yakalanan avuç içi izi için zorlu bir görevdir. Parmaklar arasındaki boşluklarla ve avuç içi genişliğiyle elde edilen ROI, sistem dönüşünü ve çeviriyi değişmez hale getirir. ROI'nin birinci düzey ayrıştırılmasıyla elde edilen

yaklaşık ROI Haar dalgacık hesaplama yükünü ve gürültüyü azaltır. AROI'nin Gauss türevi filtresi ile faz nicelendirmesi, Gauss türevi faz desen görüntüsünü verir ve blok bazlı histogramları, BGDPPH tanımlayıcısı olarak adlandırılan tek bir vektör oluşturmak için birleştirilir. Chi-RBF çekirdek ayırıcı analizi (KDA) kullanılarak gerçek ve sahtekâr puanları arasındaki ayırım artırılarak boyut küçültme gerçekleştirilir. Fisher kriterindeki spektral avuç izlerinin ağırlıklı puan seviyesi füzyonu, tanıma oranını iyileştirir. Önerilen BGDPPH tanımlayıcısının bulanıklık ve gürültüye karşı sağlamlığı, dokunmatik tabanlı cihazlar aracılığıyla toplanan dört gri tonlamalı ve iki çok bantlı avuç içi izi veri tabanı üzerinde doğrulanmıştır. Önerilen yöntemin bu dört farklı veri setinde uygulandığında, “PolyU 2D”, “IIITDMJ”, “CASIA”, ve “IITD”, sırasıyla 99.98 %, 100%, 99.22%, ve 99.19% doğruluk oranları elde edildiği çalışmada belirtilmiştir. Hong ve ark. [29] tarafından bulanık avuç içi izi görüntülerini işlemek için hızlı Vese-Osher ayrıştırma modelini kullanarak avuç içi izi tanıma sistemi sundular. İlk olarak, görüntü bulanıklığını karakterize etmek için bir Gauss bulanıklık bozulma modeli (GDDM) önerilmiştir ve bu modelden, farklı bulanıklık ölçeğine sahip avuç içi görüntülerinde bazı kararlı özellikler olduğu gözlemlenmiştir. İkinci olarak, bulanık avuç içi izi görüntülerinin yapı katmanı ve doku katmanı, hızlı Vese-Osher ayrıştırma modeli kullanılarak elde edilir ve yapı katmanının, avuç içi tanıma için doku katmanından daha kararlı ve sağlam olduğu kanıtlanır. Sonuç olarak, yerel olarak seçilen model (WHOG-LSP) için yönlendirilmiş gradyanın ağırlıklı histogramına dayalı yeni bir algoritma önerilmiş ve bulanık avuç içi izi görüntülerinin yapı katmanından bazı sağlam özellikleri çıkarmak için kullanılmaktadır. Çıkarılan bu özellikler, avuç içi izi tanımda çeviri ve döndürmeyle ilişkili düşük performans sorunlarını gidermek için kullanılmıştır. Son olarak, normalleştirilmiş korelasyon katsayısı (NCC), önerilen tanıma sistemi için avuç içi özelliklerinin benzerliğini ölçmek amacıyla kullanılmıştır. PolyU avuç içi veri tabanı ve bulanık PolyU avuç içi veri tabanı üzerindeki kapsamlı deneyler, önerilen tanıma sisteminin etkinliğini ve gerçek zamanlı uygulanabilirliğini doğrulamaktadır. Ek olarak, IIT Delhi Touchless Palmprint veri tabanında önerilen yöntemin sağlamlığını doğrulamak için bir deney gerçekleştirilmiş ve sırası ile 0.0727 % ve 0.9210 EER değerleri elde edilmiştir.

2. MATERYAL VE YÖNTEM

2.1. Verilerin Toplanması

Çalışmaya başlamadan önce görüntü verisi toplanacak kişilere çalışmanın amacı ve verilerin nasıl kullanılacağı hakkında bilgi verilmiştir. Gönüllü katılımın olduğu ifade edilerek adı veya soyadı gibi kendisini tanımlayabilecek hiçbir verinin toplanmayacağı açıkça anlatılmıştır. Gönüllü olarak çalışmaya katılan kişilere siyah bir bez parçasının üzerine her bir elinin iç yüzeyini ve dış yüzeyini bastırmaları istenmiştir. Çalışmada 100 farklı kişinin hem avuç içi hem de elinin üst yüzeyine ait görüntü verileri toplanmıştır. Bir kişiden sağ ve sol için ayrı ayrı 10 tane avuç içi ve 10 tane de elinin üst yüzeyine ait olmak üzere toplam 40 görüntü elde edilmiştir. Bu şekilde 3955 görüntü elde edilmiştir. Sonradan incelenen görüntülerde 5 dosyanın aynı ada sahip olduğu görülmüş ve hangi kullanıcıya ait olduğu tam olarak bilinemediğinden silinmiştir. Bu nedenle toplam 4000 tane olması gereken dosya sayısı 3955 olmuştur. Görüntüler yüksek çözünürlüklü bir cihaz ile farklı açılardan elde edilmiştir. Görüntüsü çekilen kişilerden yalnızca yaş ve cinsiyet bilgisi elde edilmiştir. Bunun dışında kişileri tanımlayacak hiçbir veri kaydedilmemiştir. Kişilerin kimler olduğunu belirlemek için ise 1-100 aralığında sıralı bir ID numarası verilmiştir. Çok sayıda görüntü olması ve isim karışıklığı olmaması için her görüntü dosyasının adı için bir isimlendirme kuralı geliştirilmiştir. Bu kurala göre kişilerin ID numaraları, yaşları, cinsiyetleri ve çekilen görüntü sıra numarası verisi kullanılmıştır. Her bir verinin okunaklı bir şekilde ayrıştırılabilmesi için alt çizgi (_) karakteri kullanılmıştır. Burada sırasıyla aşağıdaki kurallar uygulanmıştır.

1. **Kişi ID:** Fotoğraf çekimi yapılan her bir kişi için tekil olan bir kod değeridir. Bu değer 1-100 arasında değişmektedir.
2. **Yaş:** Kişinin kaç yaşında olduğunu ifade etmek için doğrudan yaşı sayı olarak yazılmıştır.
3. **Cinsiyet ID:** Fotoğrafi çekilen kişi erkek ise 1 değeri ile kadın ise 0 değeri ile ifade edilmiştir.
4. **Fotoğraf ID:** Her kişiye ait birden fazla görüntü çekimi yapılmış olması nedeniyle her görüntü 1'den başlayarak sıralı bir şekilde 40'a kadar numaralandırılmıştır.

Kişilerden 49 ID numarasına sahip olanın sol eline ait iç yüzey ve dış yüzey görüntüleri aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.



Şekil 2.1. Örnek bir kişinin elinin iç ve dış yüzey görüntüsü

Dosyaların isimlendirme kuralına göre isim verilmesi hem karışıklıkları önlemektedir hem de analizlerin yapılması sırasında hangi sınıfa ait olduğunu belirlemeyi kolaylaştırmaktadır. Aşağıdaki şekilde görüntü dosyalarının bir kısmı klasör içerisinde gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Çekilen görüntü dosyalarının klasör görüntüsü

Çalışma içerisinde toplanan verilerin başka araştırmacılar tarafından da kullanılabilmesi için tüm görüntü dosyaları KAGGLE veriseti deposuna yüklenmiştir. www.kaggle.com/dataset/c1b48bedfa86c1b51e6acafe8c75e08c01dbdf7d2444a07428540ece310b8163 web adresinden bu veriseti indirilebilir ve bu çalışmaya atıf verilerek kullanılabilir.

2.2. Verilerin Analizi

Çalışmada toplanmış olan verilerden basit istatistiksel analizler yapabilmek için öncelikle dosya adları bir excel dosyası içerisine aktarılmıştır. Böylece dosya adlarındaki her bir veri adı parçalanarak sütunlara dönüştürülmüştür. Bu işlemler için Python programı kullanılmıştır. Verilerin analizinde ise bilgisayar olarak Windows işletim sistemine sahip 40GB RAM ve Intel(R) Core(TM) i7-8565U CPU, 1.80GHz 1.99 GHz işlemcili ve 1TB SSD bir bilgisayar kullanılmıştır. Dosya adları üzerinden öncelikle kişi, cinsiyet ve yaş kategorilerine ait basit istatistiksel bulgular elde edilmiştir. Böylece verilerin dağılımı incelenmiştir. Ardından görüntü dosyaları üzerinden öznitelik çıkarmı yapmak için Medyan Sağlam Genişletilmiş Yerel İkili Model (Median Robust Extended Local Binary Pattern-MRELB) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem Turan ve Lam [30] tarafından Matlab programı içerisine bir araç olarak yazılmıştır. Böylece her bir görüntü dosyası için 1x800 boyutlarında vektör üretilmiştir. Bu işlem tüm dosyalar için yapılmıştır. İlk olarak el görüntülerinden kişileri tanımlamak için bu dosyalarda sınıflandırma etiketi olarak kişi ID değerleri yazılmıştır. Ardından bir başka öznitelik dosyası daha oluşturulup sınıf etiketi olarak cinsiyet ve bir başka dosya daha oluşturularak sınıf etiketi olarak yaş yazılmıştır. Böylece üç farklı öznitelik dosyası elde edilmiştir. Görüntüler elin iç yüzeyi ya da dış yüzeyi olarak ayrıştırılmadığı gibi sağ ve sol el olarak da ayrıştırılmamıştır. Veriler 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak eğitim ve test olarak ayrıştırılmıştır. Ardından bu öznitelik dosyaları Matlab programı içerisindeki 32 farklı sınıflandırma algoritması ile test edilmiştir. En yüksek sınıflandırma başarısı elde edilmeye çalışılmıştır. Sınıflandırma işlemleri için yalnızca bir kere öğrenme ve test işlemi yapılmıştır. Daha yüksek başarı oranı elde etmek için tekrar tekrar denemeler yapılmamıştır. Bulgular başlığında her bir sınıflandırma algoritması ve elde edilen başarı oranı verilmiştir. Kullanılan sınıflandırma algoritmaları aşağıda listelenmiştir.

➤ Fine Tree

- Medium Tree
- Coarse Tree
- Linear Discriminant
- Quadratic Discriminant
- Logistic Regression
- Gaussian Naive Bayes
- Kernal Naive Bayes
- Linear SVM
- Quadratic SVM
- Cubic SVM
- Fine Gaussian SVM
- Medium Gaussian SVM
- Coarse Gaussian SVM
- Fine KNN
- Medium KNN
- Coarse KNN
- Cosine KNN
- Cubic KNN
- Weighted KNN
- Boosted Trees
- Baggaed Trees
- Subspace Discriminant

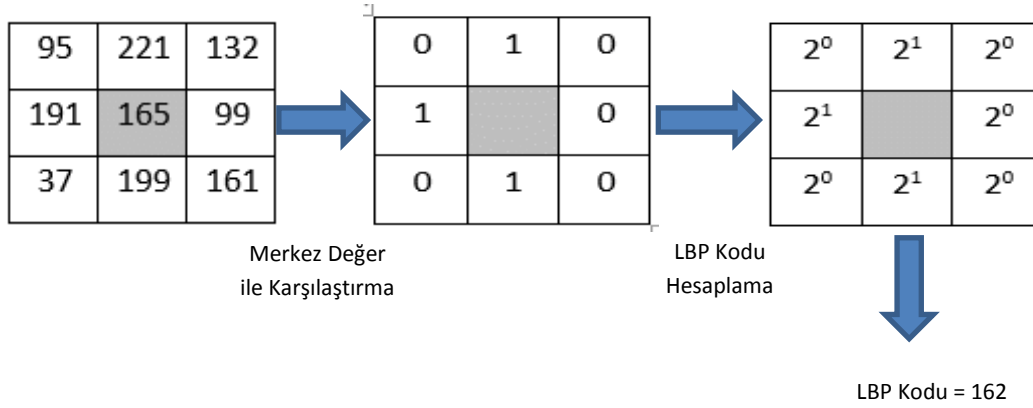
- Subspace KNN
- RUSBoosted Trees
- Narrows Neural Network
- Medium Neural Network
- Wide Neural Network
- Bilayered Neural Network
- Trilayered Neural Network
- SVM Kernel
- Logistic Regression Kernel

2.3. Medyan Sağlam Genişletilmiş Yerel İkili Model (Median Robust Extended Local Binary Pattern-MRELBP) ile Öznelik Çıkarımı

Yerel ikili desenler (LBP), görüntülerden doku özelliklerini çıkarmak ve bunları görüntüleri sınıflandırmak ve segmentlere ayırmak için kullanan bir görüntü işleme algoritmasıdır. Bu algoritma ilk olarak 1994 yılında bilgisayar bilimcileri Oyala ve Pettenkainen tarafından önerildi. O zamandan beri, bu algoritma aşağıdakileri içerecek şekilde gelişti. 3D görüntülerden ve video kliplerden Doku özelliğinin çıkarılması ve tıbbi görüntülerdeki yüzleri tanımak ve hastalıkları tanımlamak için kullanıldı. Yerel ikili desenler, bir doku görüntüsü için en basit haliyle aşağıdaki gibi hesaplanır:

- Öncelikle her piksel için hemen yanlarında yer alan komşuluk sistemi kullanılır. Yani 3x3 bir matrisin orta nokta etrafındaki 8 değer dikkate alınır.
- Bitişik noktaların (sekiz nokta) her biri merkez nokta ile karşılaştırılır. Merkez nokta daha büyükse “0” değeri, aksi takdirde “1” değerleri saklanır.
- Son olarak, görüntüdeki her piksel için elde edilen bu 1 ve 0 değerlerinden bir ondalık sayıya dönüşüm gerçekleştirilir. Böylece her piksel için ondalık sayıdan oluşan LBP kodu üretilir.
- Daha sonra tüm görüntü dokusunun bir açıklaması olarak kullanılan görüntüdeki tüm ondalık değerlerin bir histogramı oluşturulur.

Yukarıda ifade edilen hesaplama için bir piksele ait örnek aşağıdaki şekilde adımlar ile verilmiştir.



Şekil 2.3. LBP Örnek Hesaplama

LBP kodu hesaplamak için aşağıda verilen matematiksel formüller kullanılır.

$$LBP_{8,1}(x_c) = f(x) = a_0 + \sum_{p=0}^{p-1} u(u(x_p - x_c))^{2^p} \quad (2.1)$$

$$u(y) = \begin{cases} 1 & y \geq 0 \\ 0 & y < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Bu denklemlerde, komşu pikselle merkez piksel arasındaki farkı ifade etmek için y kullanılır, LBP etiketi üretilen merkez pikseli x_c temsil eder, merkez pikselin komşuları x_p ile ifade edilir, $u(y)$ ise sonucu ifade etmektedir ve burada sonuç LBP operatörü sonucudur [31].

LBP üst versiyonu olan ELBP ise yerel bir bölgedeki ayırt edici uzamsal (spatial) ilişkileri hesaplamak için tasarlanmıştır. LBP ise sadece komşular ile merkezi bir nokta arasındaki ilişkiyi hesaplar. Bu sebeplerden dolayı ELBP yöntemi LBP'den daha fazla uzamsal bilgi içerir. Ayrıca, ELBP üç bölümden oluşur ELBP_CI ile merkezi piksel alınır ve ona göre komşular ile arasındaki ilişki hesaplanır. Bu hesaplama için aşağıdaki denklem kullanılır.

$$ELBP - CI_{r,p}(x_c) = \sum_{n=1}^{\infty} s(x_c - \beta) \quad (2.3)$$

ELBP_NI'de ise merkezi pixel hesaplamak yerine komşuların ortalaması hesaplanır ve bu LBP'den ciddi bir fonksiyonel fark ortaya çıkartır. ELBP_NI formülü Denklem 2.4'te verilmiştir.

$$ELBP - NI_{r,p}(xc) = a_0 + \sum_{n=0}^{p-1} s(x_{r,n} - \beta_{r,p})^{2^n} \quad (2.4)$$

ELBP_CI ve $ELBP - NI$ değerlerinin yanı sıra ELBP_RD değeri de hesaplanır. Radyal yönleredeki piksel farklılıklarından türetilen ELBP_RD denklem 2.5 hesaplanır.

$$ELBP - RD_{r,r-1,p}(xc) = \sum_{n=0}^{p-1} s(x_{r,p,n} - x_{r-1,p,n})^{2^n} \quad (2.5)$$

ELBP sıkıntılarından biri görüntü gürültüsüne karşı çok verimsiz kalmasıdır. Bu nedenle MRELBP geliştirildi. Çözüm olarak ilk başta bir noktadaki bireysel piksel yoğunluklarını bir bölge üzerinde temsilci ile değiştirmektir. Ayrıca, çok parlak olmayan veya bozuk bir parazite sahip tek bir piksel, komşuluğundaki tüm piksellerin Gauss düzleştirilmiş değerini veya ortalama değerini önemli ölçüde etkileyebilir ve bu da ikili kodun güvenilirliğine neden olabilir. Bu sebeplerden dolayı MRELBP geliştirildi. Oluşturulan MRELBP üç bölümden oluşur MRELBP CI, MRELBP NI ve MRELBP RD.

$$MRELBP_{CI}(x_c) = s(\phi(X_{c,w}) - \mu_w) \quad (2.6)$$

$X_{c,w}$ yerel yamayı belirtir $w * w$ alan için x_c merkezde, $\phi(X_{c,w})$ ortalama değeri temsil eder.

$$MRELBP_{NI,r,p}(x_c) = \sum_{n=0}^{p-1} s((\phi(X_{r,p,w_r,n}) - \mu_{r,p,w_r}))^{2^n} \quad (2.7)$$

$$\mu_{r,p,w_r} = \frac{1}{p} \sum_{n=0}^{p-1} \phi(X_{r,p,w_r,n}) \quad (2.8)$$

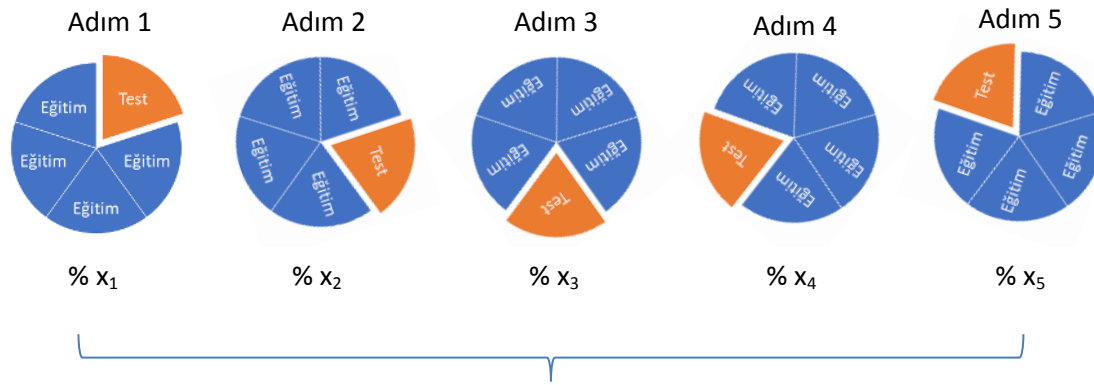
$X_{r,p,w_r,n}$ yerel yamayı belirtir $w * w$ alan için r, p, w_r, n merkezli piksel komşular için.

$$MRELBP_{RD_{r,r-1,p,w_r,w_r-1}} = \sum_{n=0}^{p-1} s((\phi(X_{r,p,w_r,n}) - \phi(X_{r-1,p,w_r-1,n})))^{2^n} \quad (2.9)$$

MRELBP çok verimli ve RELBP karşılaştırıldığı zaman çok iyi sonuçlar elde eder. MRELBP Gauss beyaz gürültüsü, Gauss bulanıklığı, tuz, biber ve piksel rastgele bozulması gibi farklı gürültü çeşitleri ile çok test edildi ve çok verimli sonuçlar sundu. Ayrıca, MRELBP, birden fazla çok önemli özelliklere sahiptir ve bunların en başında hesaplama basitliği, ayrıca gri skala ve rotasyon değişmezliği gibi güzel özelliklere sahiptir. Son olarak MRELBP’de ön eğitime ve parametrelerin ayarlanması yapmaksızın çok kolay bir şekilde verimli sonuçlar gösterir ve bu da kullanıcı açısından kolaylık demektir [32].

2.4. Eğitim ve Test Verilerinin Ayırıştırılması

Makine öğrenmesi algoritmalarına veriler sınıflandırma için sunulurken iki gruba ayrıştırılmak zorundadır. Bu iki gruptan biri eğitim için kullanılan gruptur diğer ise eğitilen verilerin ne kadar başarılı olduğunu test etmek için kullanılan gruptur. Genel amaç eğitim verileri kullanılarak doğru tahminler üreten modeli bulmaktır. Bu modelin başarısı ise ancak model içerisinde daha önce kullanılmayan veriler ile kontrol edilebilir. Bu kontrol verisetinin adı test verisetidir. Büyük verisetleri ile çalışma yaparken verilerin rastgele seçimli bir kısmı eğitim için kalan kısmı ise test için ayrılır. Genelde %30 test için %70 de eğitim için kullanılır. Fakat bu şekilde ayırıştırma işlemi yapıldığında her ne kadar rastgele bir seçim olsa dahi eğitim grubu içerisinde kolay öğrenilebilir verilerin olma ihtimali olabilir. Burada şans faktörü devreye girer ve bu faktörün ortadan kaldırılması her zaman istenir. Bunun için çapraz doğrulama yöntemi ile verilerin ayırıştırılması yöntemi tercih edilir. Bu yöntemde verilerin tümü hem test hem de eğitim için kullanılmış olur. Bu yöntemde veriler örneğin beş parçaya ayrılır ve her seferinde bir parçası test için kalan dört parçası eğitim için kullanılır. Bu işlem dört kez daha tekrarlanarak her parçanın hem test hem de eğitim için kullanılması sağlanmış olur. Her seferinde elde edilen sınıflandırma başarılarının ortalaması alınarak nihai başarı oranı hesaplanır. Aşağıdaki şekilde bu durum görsel olarak anlatılmıştır.



Nihai Sınıflandırma Başarısı = Ortalama (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)

Şekil 2.4. 5 katlı çapraz doğrulama yöntemi

2.5. Başarı Ölçütleri

Makine öğrenmesi algoritmalarının başarısını değerlendirmek için farklı ölçütler kullanılabilmektedir. Fakat yaygın olarak kullanılanlar doğru sınıflandırma oranı ve karışıklık matrisidir. Doğru tahmin sayısının toplam örneklem sayısına bölünmesi algoritmanın doğru sınıflandırma oranını verecektir. Bu ölçüt her sınıfa ait örneklerin eşit olduğu durumda doğru bir yorum getirecektir. Aşağıdaki formül ile hesaplanır.

$$\text{Doğru sınıflandırma oranı} = \frac{\text{Doğru sınıflandırılan örnek sayısı}}{\text{Toplam örnek sayısı}}$$

Sınıflandırma başarısının daha detaylı incelenebilmesi için karışıklık matrisi kullanılır. Bu ölçüt modelin tam performansını gösterir. Hata matrisi olarak da andırılabilir. İkili bir sınıflandırma için karışıklık matrisi aşağıdaki gibi olacaktır.

Tablo 2.1. Karışıklık matrisi

Gerçek Değerler	Tahmin Değerleri	
	TN	FP
	FN	TP

Bu matris içindeki kısaltmalar aşağıdaki şekilde olacaktır.

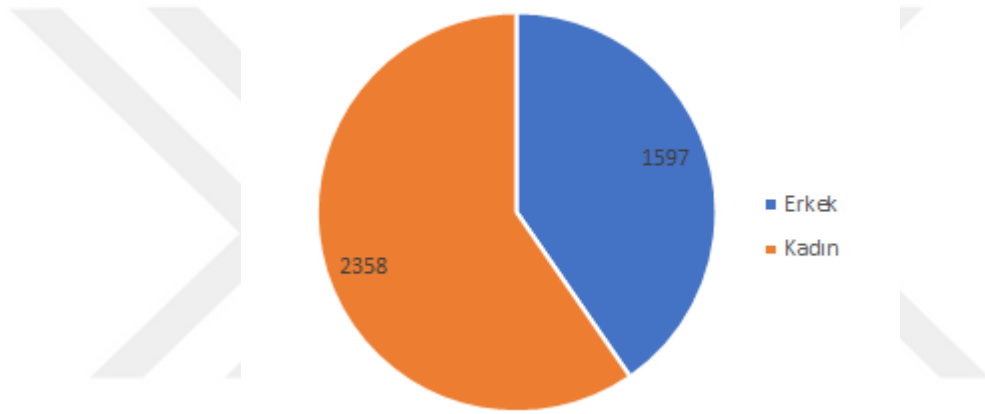
- Gerçek Pozitifler (TP): Bunlar gerçek değeri 1 iken tahmin edilen değerin de 1 olduğu örneklerdir. Yani doğru tahmin edilmiştir.
- Gerçek Negatifler (TN): Bunlar gerçek değeri 0 iken tahmin edilen değerin de 0 olduğu örneklerdir. Yani doğru tahmin edilmiştir.
- Yanlış Pozitifler (FP): Bunlar gerçek değeri 0 iken tahmin edilen değerin 1 olduğu örneklerdir. Yani yanlış tahmin edilmiştir.
- Yanlış Negatifler (FN): Bunlar gerçek değeri 1 iken tahmin edilen değerin 0 olduğu örneklerdir. Yani yanlış tahmin edilmiştir.

Bu matris üzerindeki değerlerden birçok farklı başarı ölçütü hesaplanabilir. Burada amaç doğru tahmin edilen çapraz sütundaki değerleri arttırmak ve onun dışındaki azaltmaktır.

3. BULGULAR

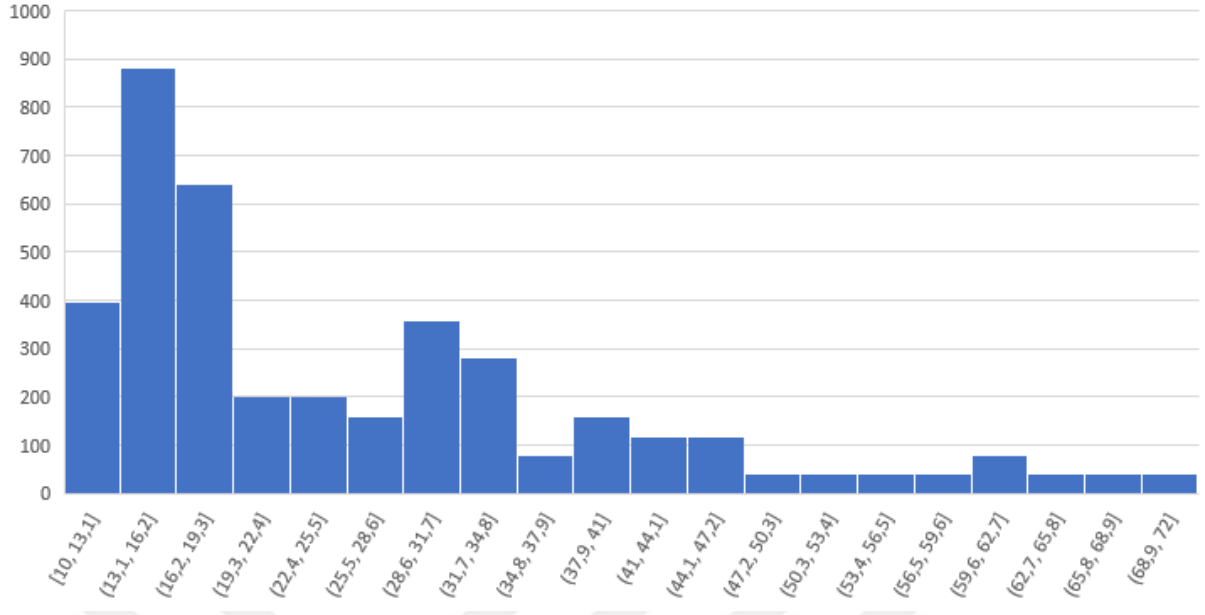
3.1. İstatistiksel Bulgular

Verilerin toplanan kişi bilgilerine göre çeşitli istatistiksel hesaplamaların yapılması için dosya adları kullanılmıştır. Görüntü dosya adlarındaki her bir veri ayrıştırılmış ve basit istatistiksel analizlere tabi tutulmuştur. Çalışmada elde edilen görüntü verileri cinsiyet değerlerine göre incelendiğinde büyük çoğunluğunun kadınlardan oluştuğu görülmektedir. Tüm örneklem 1597 erkek (%40 oranında) ve 2358 kadın (%60 oranında) verisinden oluşmaktadır. Aşağıdaki şekilde görsel olarak bu durum gösterilmiştir.



Şekil 3.1. Verilerin cinsiyete göre dağılımı

Verilerin yaşlara göre dağılımı incelendiğinde en küçük 10 yaşında ve en büyük 71 yaşında olmak üzere bu aralıkta farklı sayılardaki kişi bulunduğu ve ağırlıklı olarak 25 yaş altında daha fazla olduğu görülmektedir. Aşağıdaki şekilde her bir yaştan kaç kişi olduğunun dağılımı grafik olarak verilmiştir. Burada verilerin özellikle 10-20 yaş aralığında çok olduğu ve yoğunluğun 40-72 yaş aralığında çok düşük olduğu görülmektedir. Buradaki verilerin kişi sayısı olmadığı, her bir kişiden elde edilen görüntü sayısı olduğuna dikkat edilmelidir.



Şekil 3.2. Her bir yaştan kaç kişi olduğunu gösteren grafik

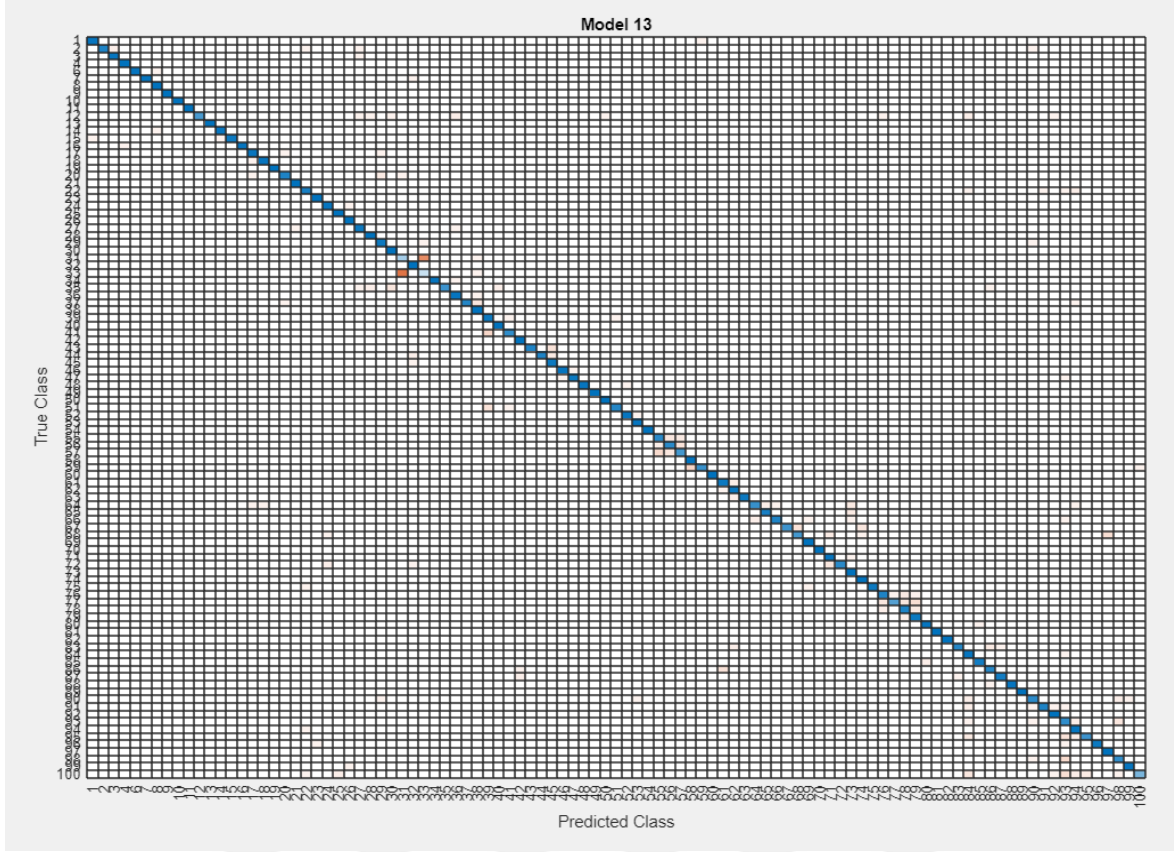
3.2. Kişi Sınıflandırma Bulguları

Toplam 100 kişiye ait farklı sayılarda görüntü verisi vardır. Tüm bu verilerin MRELBP ile öznetelikleri çıkarılmıştır. Bu görüntüler üzerinden 100 kişi içinden kim olduğunu belirlemek için sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır. Matlab programı içerisinde yer alan 32 farklı sınıflandırma algoritması kullanılarak elde edilen sınıflandırma oranları ve algoritmaların adları aşağıdaki tabloda verilmiştir. Diğer sınıflandırma algoritmaları ile karşılaştırıldığında en yüksek sınıflandırma başarısı Subspace Discriminant algoritması ile %91,4 olarak elde edilmiştir. Bunun dışındaki diğer algoritmalar arasında %80 oranının altında ve üstünde başarı bulan algoritmalar da vardır. Burada bazı algoritmalar sonuç üretememiş ve bu nedenle toplam 28 algoritma kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemleri her çalıştığında farklı sonuçlar üretirler fakat bu çalışma için her algoritma yalnızca bir kez çalıştırılmıştır.

Tablo 3.1. Kişi sınıflandırma sonuçları

Algoritma Grubu	Algoritma Adı	Doğruluk Oranı (%)
Decision Trees	Fine Tree	38,4
	Medium Tree	15,5
	Coarse Tree	4,9
Naive Bayes	Kernal Naive Bayes	58,9
SVM	Linear SVM	83,5
	Quadratic SVM	86,9
	Cubic SVM	85,7
	Fine Gaussian SVM	16,9
	Medium Gaussian SVM	76,3
	Coarse Gaussian SVM	64,5
Nearest Neighbor	Fine KNN	82,8
	Medium KNN	77,5
	Coarse KNN	51,4
	Cosine KNN	74,8
	Cubic KNN	64,4
	Weighted KNN	81,6
Ensemble	Boosted Trees	30,2
	Baggaed Trees	85,8
	Subspace Discriminant	91,4
	Subspace KNN	79,3
	RUSBoosted Trees	22,3
Neural Network	Narrows Neural Network	70,8
	Medium Neural Network	85,2
	Wide Neural Network	89
	Bilayered Neural Network	63
	Trilayered Neural Network	55,7
Kernel Aproximation	SVM Kernel	74,9
	Logistic Regression Kernel	63

Toplam 100 kişi olması nedeniyle hata matrisi çok büyük olmaktadır. Aşağıda hata matrisi verilmiştir fakat tablo içerisindeki değerler okunamamaktadır. Farklı renklerle hatalı noktalar gösterilmiştir. Toplam 3955 örneklem arasından sadece 339 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Bu durum çok yüksek bir sınıflandırma başarısı elde edildiğini göstermektedir.



Şekil 3.3. Kişi sınıflandırma sonuçları matris tablosu

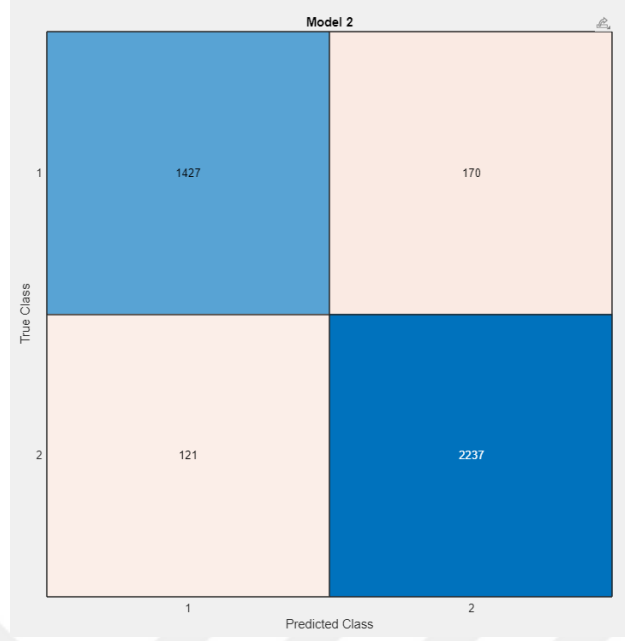
3.3. Cinsiyet Sınıflandırma Bulguları

Elin iç yüzeyi ve dış yüzeyi görüntülerinin erkek ya da kadın olarak sınıflandırmak için 29 farklı algoritma kullanılmıştır. En yüksek doğruluk oranı ensemble algoritmalarından biri olan Bagged Trees algoritması ile %92,6 olarak elde edilmiştir. Diğer algoritmaların elde ettiği sınıflandırma başarıları da incelendiğinde birçok algoritmanın %90 üzerinde doğruluk oranına sahip olduğu görülmektedir. Aşağıdaki tabloda elde edilen sonuçlar algoritma adları ile birlikte yüzdesel olarak verilmiştir. En yüksek başarı oranı elde edilen satır renkli olarak işaretlenmiştir.

Tablo 3.2. Cinsiyet sınıflandırma sonuçları

Algoritma Grubu	Algoritma Adı	Doğruluk Oranı (%)
Decision Trees	Fine Tree	79,7
	Medium Tree	73,7
	Coarse Tree	66,8
Logistic Regression	Logistic Regression	79,2
Naive Bayes	Kernal Naive Bayes	69,1
SVM	Linear SVM	79,8
	Quadratic SVM	90,8
	Cubic SVM	93,7
	Fine Gaussian SVM	76,5
	Medium Gaussian SVM	89,4
	Coarse Gaussian SVM	70,7
Nearest Neighbor	Fine KNN	94,7
	Medium KNN	90,9
	Coarse KNN	77,2
	Cosine KNN	91,1
	Cubic KNN	86
	Weighted KNN	92,7
Ensemble	Boosted Trees	87,5
	Baggaed Trees	92,6
	Subspace Discriminant	83,7
	Subspace KNN	92,4
	RUSBoosted Trees	84,4
Neural Network	Narrows Neural Network	90
	Medium Neural Network	91,2
	Wide Neural Network	91,8
	Bilayered Neural Network	90,3
	Trilayered Neural Network	88,9
Kernel Aproximation	SVM Kernel	88,1
	Logistic Regression Kernel	84

Cinsiyet sınıflandırmasında Baggaed Trees algoritması ile elde edilen sonuçların hata matrisi aşağıdaki tabloda verilmiştir. Burada verilerin dağılımının düzgün olmadığı ve kadın verilerde daha fazla örneklem olduğu görülmektedir. Fakat buna rağmen sınıflandırma algoritması iyi bir öğrenme gerçekleştirmiş ve yüksek doğruluk oranı elde etmiştir. Toplamda yalnızca 291 örneklem yanlış sınıflandırılmıştır. Bunların 121 tanesi kadın iken erkek olarak yanlış sınıflandırılmış ve 170 tanesi erkek iken kadın olarak yanlış sınıflandırılmıştır.



Şekil 3.4. Cinsiyet sınıflandırması için Bagged Trees algoritmasının hata matrisi

3.4. Yaş Sınıflandırma Bulguları

Kişilerin yaşları 10 ile 71 arasında farklı sayılarda değişmektedir. Bu değerlerin dağılımı daha önceki başlıklarda verilmiştir. Bu dağılım birbirine yakın sayılarda olmamasına rağmen Matlab programı içerisindeki algoritmalar yüksek bir öğrenme göstermişlerdir. Neural Network kategorisi altındaki Wide Neural Network algoritması %85,9 oranında başarılı bir sınıflandırma oranı elde etmiştir. Bu değere yakın öğrenme sonucu üreten farklı algoritmalar da olmuştur. Fakat aynı zamanda çok düşük başarı oranına sahip sonuç üreten algoritmalar da dikkat çekmektedir. Elde edilen sonuçlar gruplanmış bir şekilde aşağıdaki tabloda verilmiştir. En yüksek başarı oranı elde edilen satır renkli olarak işaretlenmiştir.

Tablo 3.3. Yaş sınıflandırma sonuçları

Algoritma Grubu	Algoritma Adı	Doğruluk Oranı (%)
Decision Trees	Fine Tree	46,4
	Medium Tree	28,4
	Coarse Tree	16,1
Naive Bayes	Kernal Naive Bayes	43,5
SVM	Linear SVM	73,4
	Quadratic SVM	84
	Cubic SVM	84,7
	Fine Gaussian SVM	20,3
	Medium Gaussian SVM	72,7
	Coarse Gaussian SVM	39,8
Nearest Neighbor	Fine KNN	84,4
	Medium KNN	79,7
	Coarse KNN	52,1
	Cosine KNN	77,5
	Cubic KNN	66,9
	Weighted KNN	82,9
Ensemble	Boosted Trees	37,8
	Baggaed Trees	84,9
	Subspace Discriminant	79,3
	Subspace KNN	80,7
	RUSBoosted Trees	20,8
Neural Network	Narrows Neural Network	62,6
	Medium Neural Network	79,7
	Wide Neural Network	85,9
	Bilayered Neural Network	57,9
	Trilayered Neural Network	52,7
Kernel Aproximation	SVM Kernel	73,5
	Logistic Regression Kernel	51,2

Yaş değerlerinin 10 ile 25 arasında daha çok olduğu önceki başlıklarda ifade edilmişti. Bu nedenle aşağıdaki şekilde verilen hata matrisi incelendiğinde hatalı tahminlerin de burada yoğunlaştığı görülecektir. Fakat tüm bunlara rağmen 3955 örneklemden yalnızca 518 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Kalan örneklemin tümü doğru bir şekilde sınıflandırılmıştır.

4. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu çalışmada kişilerin ellerinin iç ve dış yüzey görüntülerinden kim olduğunu, kaç yaşında olduğunu ve hangi cinsiyette olduğunu belirlemek amaçlanmıştır. Bunun için 100 farklı kişiden 3955 adet görüntü toplanmıştır. Bu görüntülerin medyan sağlam genişletilmiş yerel ikili model (MRELBP) yöntemi ile öznelikleri çıkarılmış ve Matlab programı içerisindeki birçok farklı algoritma ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Kişi tanıma için %91,4 oranında doğruluk oranı elde edilirken, cinsiyet için %92,6 oranında başarı elde edilmiştir. Son olarak yaş için ise %85,9 oranında sınıflandırma başarısına ulaşılmıştır. Tüm bu sonuçlar buradaki yöntem ile elin iç ve dış yüzey görüntülerinden tanıma yapmanın yüksek başarı ile mümkün olduğunu göstermektedir. Literatürde yapılan incelemelerde doğrudan buradaki çalışma ile benzerlik gösteren bir kaynağa rastlanmamıştır. Fakat elin dış yüzeyindeki damar görüntüleri üzerinden VGG19 transfer öğrenme algoritması ile %99,7 oranında kişi tanıma yapılmıştır [33]. Bu çalışma her ne kadar elin dış yüzeyini dikkate alsa da buradaki çalışmadan tamamen farklıdır. Kullanılan transfer öğrenme algoritmasının da etkisiyle buradaki çalışmadan daha yüksek sonuçlar elde etmiş olabileceği düşünülmektedir. Afifi [34] tarafından yapılan bir çalışmada ise derin öğrenme yöntemleri ile el görüntülerinden cinsiyet tanıma çalışması yapılmıştır. Elin hem iç yüzeyi hem de dış yüzeyi ayrı ayrı analiz edilmiştir. Elin iç yüzeyi için cinsiyet tanımada %94,2 ve dış yüzeyi için cinsiyet tanımada %97,3 sınıflandırma başarısı elde etmiştir. Bu çalışmanın buradaki çalışmadan daha yüksek sonuç üretmesinin elin iç ve dış yüzeylerini ayrı ayrı değerlendirmesi nedeniyle ortaya çıktığı düşünülmektedir. Al-johania ve Elrefaei [35] ise iki farklı verisetinden birinde 500 bir diğerinde 1575 görüntü olan veriler üzerinde derin öğrenme algoritmaları uygulamış bir verisetinde kişi tanıma için %100 ve bir diğerinde %99,25 tanıma oranı elde etmiştir. Buradaki çalışmada daha yüksek verinin olması ve kullanılan öznelilik çıkarma yönteminin bu yüksek tanıma oranına neden olduğu düşünülmektedir. Eldeki damar görüntülerinden kişi tanıma için çok sayıda çalışma vardır [36-39]. Fakat bu çalışmalar buradaki çalışma ile doğrudan ilişkili olmaması nedeniyle detayları ile karşılaştırmaya tabi tutulmamıştır.

KAYNAKLAR

1. Fahmy, M.M.J.A.S.E.J., *Palmprint recognition based on Mel frequency Cepstral coefficients feature extraction*. 2010. **1**(1): p. 39-47.
2. Alsmirat, M.A., et al., *Impact of digital fingerprint image quality on the fingerprint recognition accuracy*. Multimedia Tools and Applications, 2019. **78**(3): p. 3649-3688.
3. Chen, H. and B. Bhanu. *Contour matching for 3D ear recognition*. in *2005 Seventh IEEE Workshops on Applications of Computer Vision (WACV/MOTION'05)-Volume 1*. 2005. IEEE.
4. Emeršič, Ž., V. Štruc, and P. Peer, *Ear recognition: More than a survey*. Neurocomputing, 2017. **255**: p. 26-39.
5. Fischer, M., M. Rybníček, and S. Tjoa. *A novel palm vein recognition approach based on enhanced local Gabor binary patterns histogram sequence*. in *2012 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*. 2012. IEEE.
6. Wilson, C., *Vein pattern recognition: a privacy-enhancing biometric*. 2010: CRC press.
7. Shu, W. and D. Zhang, *Automated personal identification by palmprint*. Optical Engineering, 1998. **37**: p. 2359-2362.
8. Michele, A., V. Colin, and D.D.J.P.C.S. Santika, *MobileNet convolutional neural networks and support vector machines for palmprint recognition*. 2019. **157**: p. 110-117.
9. Wu, X.-Q., K.-Q. Wang, and D. Zhang. *Wavelet based palm print recognition*. in *Proceedings. International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. 2002. IEEE.
10. ABD RAZAK, S.F., *IMAGE ANALYSIS OF PALM (PALMISTRY)(HEALTH AND CHARACTERISTICS)*, in *ELECTRICAL & ELECTRONICS ENGINEERING*. 2006, Universiti Teknologi PETRONAS: TRONOH, PERAK. p. 50.
11. Saint-Germain, J., *Lovers Guide to Palmistry: Finding Love in the Palm of Your Hand*. 2008: Llewellyn Worldwide.
12. Houck, M.M. and J.A. Siegel, *Fundamentals of forensic science*. 2009: Academic Press.
13. Jackson, A.R. and J.M. Jackson, *Forensic science*. 2008: Pearson Education.
14. Younesi, A. and M.C.J.P.C.S. Amirani, *Gabor filter and texture based features for palmprint recognition*. 2017. **108**: p. 2488-2495.
15. Jain, A.K., A. Ross, and S. Prabhakar, *An introduction to biometric recognition*. IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, 2004. **14**(1): p. 4-20.
16. Bulatov, Y., et al. *Hand recognition using geometric classifiers*. in *International Conference on Biometric Authentication*. 2004. Springer.
17. Fei, L., et al., *Local apparent and latent direction extraction for palmprint recognition*. 2019. **473**: p. 59-72.
18. Cui, J., *Multispectral fusion for palmprint recognition*. Optik-International Journal for Light, 2013. **124**(17): p. 3067-3071.
19. Zhang, S. and X. Gu, *Palmprint recognition method based on score level fusion*. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013. **124**(18): p. 3340-3344.
20. Zhang, S. and X. Gu, *Palmprint recognition based on the representation in the feature space*. 2013. **124**(22): p. 5434-5439.

21. Li, J., J. Cao, and K. Lu, *Improve the two-phase test samples representation method for palmprint recognition*. Optik, 2013. **124**(24): p. 6651-6656.
22. Zhao, S. and B. Zhang, *Deep discriminative representation for generic palmprint recognition*. Pattern Recognition, 2020. **98**: p. 107071.
23. Matkowski, W.M., T. Chai, and A.W.K. Kong, *Palmprint recognition in uncontrolled and uncooperative environment*. IEEE Transactions on Information Forensics Security, 2019. **15**: p. 1601-1615.
24. Liu, Z., et al., *Finger vein recognition with manifold learning*. Journal of Network Computer Applications, 2010. **33**(3): p. 275-282.
25. Hong, D., et al., *A novel hierarchical approach for multispectral palmprint recognition*. Neurocomputing, 2015. **151**: p. 511-521.
26. Bounneche, M.D., et al., *Multi-spectral palmprint recognition based on oriented multiscale log-Gabor filters*. Neurocomputing, 2016. **205**: p. 274-286.
27. Ma, F., et al., *Multi-orientation and multi-scale features discriminant learning for palmprint recognition*. Neurocomputing, 2019. **348**: p. 169-178.
28. Tamrakar, D., P.J.J.o.V.C. Khanna, and I. Representation, *Kernel discriminant analysis of Block-wise Gaussian Derivative Phase Pattern Histogram for palmprint recognition*. 2016. **40**: p. 432-448.
29. Hong, D., et al., *Robust palmprint recognition based on the fast variation Vese–Osher model*. Neurocomputing, 2016. **174**: p. 999-1012.
30. Turan, C. and K.-M. Lam, *Histogram-based local descriptors for facial expression recognition (FER): A comprehensive study*. Journal of visual communication and image representation, 2018. **55**: p. 331-341.
31. TUNCER, T. and A.J.T.B.V.B.B.v.M.D. Engin, *Yerel İkili Örüntü Tabanlı Veri Gizleme Algoritması: LBP-LSB*. 2017. **10**(1): p. 48-53.
32. Liu, L., et al., *Median robust extended local binary pattern for texture classification*. 2016. **25**(3): p. 1368-1381.
33. Wan, H., et al. *Dorsal hand vein recognition based on convolutional neural networks*. in *2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*. 2017. IEEE.
34. Afifi, M., *11K Hands: Gender recognition and biometric identification using a large dataset of hand images*. Multimedia Tools and Applications, 2019. **78**(15): p. 20835-20854.
35. Al-johania, N.A. and L.A. Elrefaei, *Dorsal hand vein recognition by convolutional neural networks: Feature learning and transfer learning approaches*. International Journal of Intelligent Engineering and Systems, 2019. **12**(3): p. 178-91.
36. Chuang, S.-J., *Vein recognition based on minutiae features in the dorsal venous network of the hand*. Signal, Image and Video Processing, 2018. **12**(3): p. 573-581.
37. Radzi, S.A., M.K. Hani, and R. Bakhteri, *Finger-vein biometric identification using convolutional neural network*. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2016. **24**(3): p. 1863-1878.
38. Wang, L., G. Leedham, and S.-Y. Cho, *Infrared imaging of hand vein patterns for biometric purposes*. IET computer vision, 2007. **1**(3-4): p. 113-122.
39. Wang, L., G. Leedham, and D.S.-Y. Cho, *Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics*. Pattern recognition, 2008. **41**(3): p. 920-929.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Raghad Tohmas Esfandiyar ALALAWI
Doğum Yeri	
Uyruğu	
E-Posta Adresi	
Web Adresi	

Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	Tikrit Üniversitesi
Fakülte	Bilgisayar ve Matematik Bilimleri Fakültesi
Bölümü	Bilgisayar Bilimleri
Mezuniyet Yılı	2015

Yüksek Lisans	
Üniversite	Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi
Enstitü Adı	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	İleri Teknolojiler Ana Bilim Dalı
Programı	İleri Teknolojiler Tezli Yüksek Lisans
Mezuniyet Tarihi	2021