



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

**YEREL ÜÇLÜ DESEN İLE KULAK
GÖRÜNTÜLERİNİN KİŞİ, YAŞ VE CİNSİYETE GÖRE
SINIFLANDIRILMASI**

Asaad Qais Shalal ABO SOOT

YÜKSEK LİSANS TEZİ

KIRŞEHİR / 2021



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

**YEREL ÜÇLÜ DESEN İLE KULAK
GÖRÜNTÜLERİNİN KİŞİ, YAŞ VE CİNSİYETE GÖRE
SINIFLANDIRILMASI**

Asaad Qais Shalal ABO SOOT

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.

Asaad Qais Shalal ABO SOOT



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.

Ekim, 2021

Asaad Qais Shalal ABO SOOT

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

TEZ BİLDİRİMİ	ii
ÖNSÖZ	iv
İÇİNDEKİLER	v
ŞEKİL LİSTESİ	vi
TABLO LİSTESİ	vii
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ	viii
ÖZET	ix
ABSTRACT	x
1. GİRİŞ	1
1.1. Kulak Yapısı	2
1.2. Amaç ve Önem	3
1.3. Yapılan Çalışmalar	4
2. MATERYAL VE YÖNTEM	8
2.1. Verilerin Toplanması	8
2.2. Verilerin Analizi	10
2.3. Yerel Üçlü Desen (Local Ternary Pattern-LTP)	12
2.4. Eğitim ve Test Verilerinin Ayrıştırılması	14
2.5. Başarı Ölçütleri	15
3. BULGULAR	18
3.1. İstatistiksel Bulgular	18
3.2. Kişi Sınıflandırma Bulguları	19
3.3. Cinsiyet Sınıflandırma Bulguları	21
3.4. Yaş Sınıflandırma Bulguları	23
4. TARTIŞMA VE SONUÇ	25
KAYNAKLAR	27
ÖZGEÇMİŞ	30

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1.1. Kulak temel yapısı.....	2
Şekil 1.2. Kulak genişliği ve uzunluğu ölçümü.....	3
Şekil 2.1. Örnek kulak görüntüleri	8
Şekil 2.2. Fotoğraf dosyalarının klasör içindeki görüntüsü	9
Şekil 2.3. LBP değerleri hesaplama	13
Şekil 2.4. Görüntüden öznitelik çıkarımı	13
Şekil 2.5. Çapraz doğrulama yöntemi	14
Şekil 3.1. Verilerin cinsiyete göre yüzdesel dağılımı.....	18
Şekil 3.2. Yaşlara göre kişi sayıları.....	19
Şekil 3.3. Cinsiyet sınıflandırması hata matrisi.....	21

TABLO LİSTESİ

	Sayfa No
Tablo 2.1. Örnek karışıklık matrisi	15
Tablo 3.1. Yaş aralıklarına göre kişi sayıları	18
Tablo 3.2. Kişi sınıflandırma sonuçları	20
Tablo 3.3. Cinsiyet sınıflandırma sonuçları	22
Tablo 3.4. Yaş sınıflandırma sonuçları	23
Tablo 4.1. Kulak görüntüleri üzerine yapılan farklı çalışmalar ve sonuçları.....	25



SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler	Açıklama
g_p	: p indisli ses verisi
g_c	: 3x3 matrisin merkez verisi
x	: iki hücre arasındaki fark

Kısaltmalar	Açıklama
YSA	: Yapay Sinir Ağları
DVM	: Destek Vektör Makineleri
k-NN	: K Nearest Neighborhood
LBP	: Local Binary Pattern
LTP	: Local Ternary Pattern

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

YEREL ÜÇLÜ DESEN İLE KULAK GÖRÜNTÜLERİNİN KİŞİ, YAŞ VE CİNSİYETE GÖRE SINIFLANDIRILMASI

Asaad Qais Shalal ABO SOOT

Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

İleri Teknolojiler Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Emrah AYDEMİR

Bireylerin kimliğini doğrulamaya yönelik ihtiyaç her geçen gün artmaktadır. Geleneksel olarak kimlik doğrulama sistemlerinde pasaportlar, kimlik kartları, anahtarlar kullanılır. Bu tür sistemler ile birlikte güvenliği arttırmak için şifreler de kullanılabilir. Maalesef bu tür güvenlik sistemlerinin dezavantajları arasında kimlik olarak kullanılan eşyanın kaybolması, kopyalanması, çalınması söz konusu olabilir. Şifrelerin ise unutulması ortaya çıkabilir. Bu tür durumlar kişiyi tehlikeye atabilir veya zor bir duruma sokabilir. Geleneksel kişi tanıma tekniklerinin bu tür eksiklikleri, herkes için büyük sorunlara neden olur. Bu tür durumlar ise araştırmacıları sağlam, güvenilir ve kusursuz bir kişisel tanımlama arayışına itmektedir. Bu arayış ise araştırmacıları biyometri sistemlerine itmektedir. Buradaki çalışma da 100 kişiye ait sağ ve sol kulak görüntüleri olan 2000 veri toplanmıştır. Toplanan bu dosyaların Yerel Üçlü Desen ile öz nitelikleri çıkarılmıştır. Her bir görüntü dosyası için 1x512 boyutlarında vektör üretilmiştir. Tüm dosyalar için bu işlemler yapılmış ve birçok farklı sınıflandırma algoritmaları ile görüntüler kişi, yaş ve cinsiyet için sınıflandırılmıştır. Kişi tanıma için % 90,2 oranında doğruluk oranı elde edilirken, cinsiyet için % 99,8 oranında başarı elde edilmiştir. Son olarak yaş için ise % 86,1 oranında sınıflandırma başarısına ulaşılmıştır.

Ekim 2021, 42 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Kulak görüntüsü, yerel üçlü desen, sınıflandırma

ABSTRACT

MASTER THESIS

CLASSIFICATION OF EAR IMAGES ACCORDING TO PERSON, AGE AND GENDER WITH THE LOCAL TERNARY PATTERN

Asaad Qais Shalal ABO SOOT

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

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Emrah AYDEMİR

The need to verify the identity of individuals is increasing day by day. Traditionally, passports, identity cards, keys are used in authentication systems. With such systems, passwords can also be used to increase security. Unfortunately, the disadvantages of such security systems include the loss, copying, and theft of the item used as an identity. Passwords can be forgotten. Such situations can endanger the person or put him in a difficult situation. Such shortcomings of traditional person recognition techniques cause major problems for everyone. Such situations push researchers to seek a solid, reliable and perfect personal description. This search pushes researchers to biometric systems. In this study, 2000 data, which are right and left ear images of 100 people, were collected. The attributes of these collected files were extracted with the Local Triple Pattern. For each image file, 1x512 vectors were produced. These processes were performed for all files and images were classified for person, age and gender with many different classification algorithms. While 90.2% accuracy rate was obtained for person recognition, 99.8% success was achieved for gender. Finally, the classification success rate was 86.1% for age.

October 2021, 42 Pages

Keywords: Ear image, local ternary pattern, classification.

1. GİRİŞ

Bireylerin kimliğini doğrulamaya yönelik ihtiyaç her geçen gün artmaktadır. Geleneksel olarak kimlik doğrulama sistemlerinde pasaportlar, kimlik kartları, anahtarlar kullanılır. Bu tür sistemler ile birlikte güvenliği arttırmak için şifreler de kullanılabilir. Maalesef bu tür güvenlik sistemlerinin dezavantajları arasında kimlik olarak kullanılan eşyanın kaybolması, kopyalanması, çalınması söz konusu olabilir. Şifrelerin ise unutulması ortaya çıkabilir. Bu tür durumlar kişiyi tehlikeye atabilir veya zor bir duruma sokabilir. Geleneksel kişi tanıma tekniklerinin bu tür eksiklikleri, herkes için büyük sorunlara neden olur. Bu tür durumlar ise araştırmacıları sağlam, güvenilir ve kusursuz bir kişisel tanımlama arayışına itmektedir. Bu arayış ise araştırmacıları biyometri sistemlerine itmektedir. Biyometri, kimlik kanıtını bedenlerimize ve davranış kalıplarımıza bağlayarak bu soruna cevap vermeyi amaçlamaktadır [1]. Biyometrik sistemler aynı zamanda gözetim, adli tıp ve farklı akıllı sistemler içerisinde de kullanılmaktadır [2].

Biyometri insanları yüz, iris, kulak, parmak izi, avuç izi, el geometrisi, ses gibi fiziksel veya davranışsal özelliklerini kullanarak tanıma bilimidir [3, 4]. Bu veya buna benzer özelliklerin biyometrik bir özellik olduğunun kabul edilebilmesi için öncelikle aşağıdaki altı gereksinimi karşılaması beklenir [5].

- Evrensellik: Her bireyin bu özelliğe sahip olması gerekir.
- Ayırt edicilik: Farklı bireyleri ayırt edebilmesi gerekir.
- Kalıcılık: Yaşa göre değişmeyecek kadar yeterli olması gerekir.
- Performans: Gerekli tanıma doğruluğu ve hızının yanı sıra bunları etkileyen operasyonel ve çevresel faktörlere karşı dayanıklı olması gerekir.
- Toplanabilirlik: Kolayca ve nicel olarak elde edilebilir ve ölçülebilir olmalıdır.
- Kabul edilebilirlik: Bireylerin bu karakteristik özelliği belirli ölçüde kabul etmesi gerekir.

Elektronik sistemlerin ve yazılım sistemlerin gelişmesi sonucu biyometrik tanıma sınırları yalnızca yüz tanımadan ibaret olmayıp retina tarama, avuç içi tanıma vb. birçok alana genişlemiştir. Biyometri, birçok kişisel ve kurumsal güvenlik sisteminde gelişmiş bir katman

olarak yükseliyor. Biyolojinin ya da davranışların benzersiz olmasından hemen hemen kusursuz bir tanımlama sistemleri oluşmaya başlamıştır. Tanımlama hususunda güvenilirliğin artması için çeşitlilik de gün geçtikçe artmaktadır. Son zamanlarda yüz tanıma sistemlerine ek olarak göz tanıma, avuç içi tanıma ve kulak tanıma sistemlerinde de gelişmeler olmaktadır. Kulak görüntüleri de biyometrik özelliklerin taşınması gereken tüm niteliklere sahiptir [6]. Bu nedenle kulak üzerine yapılan tanıma çalışmaları eskiye dayanmaktadır [7]. Özellikle kulak görüntüsünün kişilerin isteği dışında uzaktan kolayca elde edilebilmesi, kulak yüzeyinin tek tip renk dağılımına sahip olması, yüz gibi farklı ifadeler içermemesi [8] diğer biyometrik özelliklere kıyasla tanıma için avantaj oluşturmaktadır. Bu avantajlar bilgisayar sistemli tanıma çalışmalarında araştırmacıları bu konulara yönlendirmektedir.

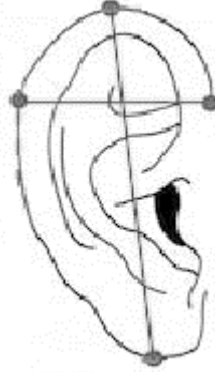
1.1. Kulak Yapısı

İnsanların kulak görüntüsü diğer organlarına kıyasla özellikler bakımından zengindir. Bir kulak görüntüsü 10'dan fazla temel özellik ve yaklaşık 37 alt özelliğe ayrılabilir. İnsan kulağının temel yapısı aşağıdaki Şekil 1.1.'de gösterilmiştir. Kulak görüntüsü en temel şekliyle bir dış çember, paralel çıkıntılar, lob ve tragus denilen kıkırdak küçük çıkıntısından oluşur. Bunlar kulak şeklini oluşturan temel unsurlardır. Ayrıca dış sarmala kabaca paralel uzanan ancak üst uçta iki kola ayrılan bir sarmal (antiheliks) vardır. İç sarmal bu iki ayrımın altı kısmından oluşur.



Şekil 1.1. Kulak temel yapısı

Bazı kulaklarda loblar çok iyi bir şekilde biçimlendirilmişken bazılarında ise yok denecek gibidir. Ekli loblar denilen bu nokta kulağın uzunluğunun ölçülmesini sağlar. Aşağıdaki Şekil 1.2’de kulak genişlik ve uzunluğunu belirleyen noktalar gösterilmiştir.



Şekil 1.2. Kulak genişliği ve uzunluğu ölçümü

Erkekler ve kadınlar arasında kulak şekilleri bakımından farklılıklar vardır. Erkeklerin kadınlardan ortalama olarak daha büyük kulaklara sahip olduğu çeşitli araştırmalarda tespit edilmiştir [9, 10]. Bir insanın kulağı anne karnındaki dördüncü ayda nihai şeklini alır [11] ve bir yaşına gelince yetişkin bir kişinin %76,4 ölçülerine, beş yaşına gelince ise %86,6 ölçüsüne ulaşır [12]. Erken çocukluk döneminde asıl büyümesini gerçekleştiren dış kulak sonrasında kademeli olarak büyür ve yaşlılık ile derinin elastik özelliğinin azalması sonucu lobu aşağı doğru uzaması sonucu dış kulak uzamış olur [13]. Bunun yanı sıra ırklar da dış kulağın şeklini ve boyutunu etkiler [14, 15]. Dış kulağın şekillerine göre gruplandırılmış hali aşağıdaki Şekil 1.3’te verilmiştir [16, 17]. Bazı kulak şekilleri erkeklerde daha yaygın görülürken bazı kulak şekilleri ise kadınlarda daha yaygın görülebilmektedir [18].



Şekil 1.3. Şekilleri göre dış kulak çeşitleri

1.2. Amaç ve Önem

Özellikle güvenlik personellerinin çeşitli uygulamalarla bireyleri tanımak için güvenilir ve hızlı bir yöntem arayışları her zaman olmuştur. Geleneksel olarak kullanılan kimlik kartları ve parolalar birçok sınırlılığa sahiptir. Bunların eksikliklerini gidermek için parmak izi, yüz,

iris, el, ses veya davranışsal özellikleri tanıma çalışmaları vardır. Bu tür çalışmalar sonucu geliştirilen otomatik sistemler kişisel bir bilgisayarın açılmasından basit bir kapı sistemine ve hatta sınır güvenliklerine kadar yaygın olarak kullanılmaktadır. İnsan tanımada kullanılan yüz, el, parmak izi gibi sistemlerde dövme, yara izi ya da bir kısmının görünmemesi kaynaklı nedenler tanımayı zorlaştırmaktadır. Bu nedenle de ek tanıma sistemlerine ihtiyaç her geçen gün artmaktadır. Boy ve vücut şekli, yürüme dinamiği bunlardan bazılarıdır. Kulak ise bireyler arasında boyut, renk ve doku olarak önemli ölçüde farklılık göstermesi nedeniyle biyometrik tanıma sistemlerinde kullanılabilir [19]. Özellikle yüz tanıma ile birlikte kulak tanınmanın da kullanılarak yapılan çoklu model tanınmanın daha yüksek sonuçlara ulaşıldığını göstermiştir [20]. El yordamı ile özellik çıkararak kulak tanıma çalışmaları [21, 22] varsa da makine öğrenmesi yöntemleri ile yapılan çalışmalarda daha yüksek başarılar elde edilmiştir [23]. Bu amaçla yola çıkılan bu çalışmada kişilerin kulak fotoğraflarından kişinin kendisini, cinsiyetini ve yaşını tahmin etmek için fotoğraflar toplanmıştır. Bunun için fotoğraflardan öznelik çıkarma yöntemi uygulanıp sonrasında sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Ayrıca bu çalışma ile literatüre yeni bir veriseti kazandırmak da amaçlanmaktadır.

1.3. Yapılan Çalışmalar

Kulağın dış görüntüsü üzerinden insanları tanıma ilk defa Alphonse Bertillon [24] tarafından yapılmıştır. Bu çalışma Alfred Iannarelli tarafından test edilmiş ve doğrulanmıştır [25]. Fakat kulağı sekiz parçaya ayırıp 12 ölçme tekniği kullanmış olan bu yöntem anatomik noktadaki lokalizasyon nedeniyle uygun değildir. Burge ve Burger [8], kulak görüntülerindeki, eğri segmentlerinin Voronoi diyagramı kullanılarak oluşturulabilecek bir komşuluk grafiği olarak modellenebileceğini öne sürdü. Kulak tanımada sadece pasif tanımlama için uygun olan grafik eşleştirme algoritması önerilmiştir. Lu ve ark. [26] tarafından kulağın şeklini ve lokal görünümünü istatistiksel olarak modellemek için aktif şekil modelleri uygulanmıştır. Attalla ve ark. da hah Alam'daki Malezya popülasyonunda dış kulak ve kulak memesinin morfometrik ve biyometrik özelliklerindeki yaş, ırk ve cinsiyete göre istatistiksel olarak ayırt etmeye çalışmıştır [27]. Kulak görüntüsünün benzersiz olmasının yanı sıra değişmez olması da kişi tanımlamada kullanılması için büyük bir avantaj sağlamaktadır. Kulak görüntülerinin sınıflandırılması üzerine farklı çalışmalar yapılmış olması nedeniyle literatürde bu konuda verisetleri oluşturulmuştur. Tariq ve Akram [28] tarafından USTB kulak görüntü veritabanı ve IIT Delhi kulak görüntü veritabanı kullanılarak sınıflandırma yapılmaya çalışılmıştır. Bunun için öncelikle görüntülerden kontrast artırımı ve boyut normalizasyonu

yapılmış ve ardından Haar dalgacıkları çıkarılmıştır. Son olarak ise normalleştirilmiş çapraz korelasyon ile kulak tanıma yapılmıştır. %97,2 oranında sınıflandırma başarısı elde etmişlerdir. Yine IIT Delhi veritabanı üzerindeki 100 kişiye ait 500 görüntü üzerinde yapılan bir başka kulak sınıflandırmada ise %94 doğruluk oranı elde edilmiştir [29]. Omara ve ark. [2] da USTB alt kümelerinden birincisinde ve IIT Delhi veritabanı üzerinde çalışma yürütmüş ve %99,6 oranında sınıflandırma başarısı elde etmişlerdir. Benzaoui ve ark. [30] ise yerel doku tanımlayıcısı adlı yöntem ile öznitelik çıkarımı yapmış (local texture descriptor) ve destek vektör makineleri ile sınıflandırma yaparak %97,31 oranında sınıflandırma başarısı elde etmişlerdir.

Fahmi ve ark. [31] tarafından bir arama sırasında akıllı telefon kamerası kullanılarak çekilen kulak görüntüsü yerel ikili model (local binary pattern – LBP) kullanılarak kimlik doğrulaması yapılmıştır. %92,5 oranında başarılı sınıflandırma elde edilmiştir. Othman, Alizadeh ve Sutherland [32] ise yüz görüntülerinden Haar benzeri özellikleri kullanarak kulak algılama yapıp ardından Şekil Bağlam tanımlayıcı (Shape Context descriptor) ile öznitelik çıkarımı yapmıştır. Kulağın hem saç hem de küpe tarafından kapatıldığı görüntülerde doğruluk %57 iken, tıkalı olmayan görüntülerde %100 tanıma elde edilmiştir [32]. Alshazly ve ark. [33] ise AMI, AMIC, WPUT ve AWE kulak veritabanlarından kısıtlı ve kısıtsız görüntüleme koşulları altında elde edilen kulak görüntülerini kullanarak belirli görsel tanıma görevlerinde önceden eğitilmiş modeller kullanmışlardır. ResNet modeli olarak bilinen bu yöntemdeki ağ değerleri kullanılarak destek vektör makineleri (SVM) ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. En iyi performans, AMI, AMIC, WPUT ve AWE veritabanlarında sırasıyla %99,64, %98,57, %81,89 ve %67,25 olarak elde edilmiştir. Sibai ve ark. [34] ise yedi kulak özelliği belirleyerek ileri beslemeli yapay sinir ağını eğitmişlerdir. 51 kişiye ait sağ kulak görüntüleri üzerinde yapılan bu çalışma farklı katman sayısı, katman başına nöron sayısı ve gürültü eklenip eklenmediği gibi çeşitli eğitim ve test seti boyutları ve çeşitli ağ konfigürasyonları ile denenmiştir. Böylece en yüksek doğruluk oranı olarak %95 elde edilmiştir. Sajadi ve Fathi [35] ise global öznitelik çıkarımı için Gabor-Zernike operatörü (Gabor-Zernike operator) ve yerel özellik çıkarımı için yerel faz niceleme (LPQ) yöntemini kullanmışlardır. Global ve yerel özellikler daha sonra optimum özellik kombinasyonunu bulmak için genetik bir algoritma kullanılarak birleştirilmiştir. Canberra mesafesi ile en yakın komşu sınıflandırıcısı kullanılarak USTB, IIT Delhi-1 ve IIT Delhi-2 ve veritabanları da test edilmiştir. Sırasıyla %100, %99,2 ve %97,13 oranında doğruluk elde edilmiştir. Yaman ve ark. [36] da 270 kulak görüntüsünden yaş ve cinsiyet tanıma çalışması yapmıştır. AlexNet, VGG-16, GoogLeNet ve SqueezeNet gibi

önceden eğitilmiş ağırları ile öznitelikler üretilmiş ve cinsiyet sınıflandırmasında %94, yaş sınıflandırmasında ise %52 doğruluk elde edilmiştir. Yan ve Bowyer [37] tarafından ise kulak deliği ölçümleri için referans noktası olarak kullanılır. Maskeli kulak görüntülerinden tespit edilen kulak deliği ile kulağın yedi özelliği arasındaki Öklid mesafeleri hesaplanır. Deneyler için 342 örnek içeren dahili bir veri tabanı kullanmışlardır. Bayes sınıflandırıcı, KNN sınıflandırıcı ve sinir ağırları ile yapılan testlerden en iyi performans %90,42 sınıflandırma doğruluğu ile KNN ile elde edilmiştir. Alkababji ve Mohammed [38] tarafından kulak algılama için daha hızlı bölge tabanlı evrişimli sinir ağırları (Faster R-CNN) adlı yöntem kullanılmıştır. Özellik çıkarımı için ise evrişimsel sinir ağı (CNN) kullanılmış ve %97,8 oranında başarı elde edilmiştir.

Abaza ve ark. [39] kulak biyometrisine dayalı gerçek zamanlı görüntü bölütlemesi problemini araştırmışlardır. Haar ile üretilen öznitelikler Adaboost ile sınıflandırılmıştır. Yaklaşık 460 kişilik veri seti ile 80 kat daha hızlı eğitim performansı ve yaklaşık % 95 doğruluk elde etmişlerdir. Priyadharshini ve ark.[40] kulak tanıma için altı katmanlı derin evrişimli sinir ağı (CNN) mimarisi ile IIT Delhi-1 ve AMI veritabanlarındaki görseller için sırasıyla %97,36 ve %96,99 doğruluk elde etmişlerdir. Kumar ve Wu [41] ise yeni bir öznitelik çıkarma yaklaşımı ile 125 ve 221 denekten oluşan bir veriseti için sırasıyla %96,27 ve %95,93 doğruluk elde etmişlerdir. Said ve ark. [42] da 3750 yüz görüntüsünden kulak tespiti ve kulak tanıma çalışması yapıp %90 üzerinde doğruluk elde etmişlerdir. Yuan ve Mu [43] kulak tanıma için öncelikle karmaşık arka plandan Adaboost algoritması ile kulak algılama işlemi yapıp sonrasında farklı birçok yöntem ile öznitelik çıkarımı yapılmış ve USTB ile UND veritabanlarında test edilmiştir. Sonuçlar sırasıyla %96,46 ve %94 olarak elde edilmiştir. Abaza ve ark. [42] tarafından da yine yerel ikili model (LBP) ile öznitelik çıkarımı USTB veritabanında uygulanmış ve %94,34 başarı oranı elde edilmiştir. Sharm ve ark. [44] ise kulak görüntülerini öncelikle 128x256 boyutlarına getirip gri tonlamalı yapmış ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü ile %86 doğruluk elde etmişlerdir. Chen ve ark. [45] ise 415 kişiye ait UND veritabanındaki iki boyutlu ve üç boyutlu kulak görüntülerinden %96,4 başarılı sınıflandırma elde etmişlerdir. Mayya ve Sai [46] ise 12-60 yaş aralığındaki 55 kişiye ait 460 yan yüz görüntüsünden kulak tespiti yapıp hibrit PCA_Wavelet algoritması ile öznitelik çıkarmıştır. Ardından birçok farklı sınıflandırma yöntemi ile yapılan testler sonucu en yüksek %98,9 oranında başarı oranı elde etmişlerdir. Tian, Wang ve Li [47] ise derin evrişimli sinir ağı ile %98,56 başarı oranına ulaşmıştır. Mangayarkarasi, Raghuraman ve Nasreen [48] de toplamış

oldukları 545 kulak görüntüsü üzerinde kulak görüntüsü bölümlenerek özellik eşleştirme teknikleri ile %89 tanıma başarısına ulaşmışlardır. Jiddah ve Yurtkan [49] da AMI kulak veritabanı üzerinde yerel ikili desen (LBP) ve laplacian filtresi kullanarak %80 doğruluk oranı elde etmiştir.



2. MATERYAL VE YÖNTEM

2.1. Verilerin Toplanması

100 kişiye ait kulak görüntüleri bu çalışmada toplanmıştır. Fotoğraf çekimi öncesinde görüntüsü alınacak kişilere yapılacak bilimsel çalışma kısa bir bilgilendirme yapılmıştır. Çalışmaya katılım göstermek istemeyenlerden fotoğraf çekimi yapılmamıştır. Fotoğraflarda yüzünün belirli olmayacağını öğrenen kişiler çoğunlukla çalışmaya katılma konusunda gönüllü olmuşlardır. Xiaomi Poco F2 PRO telefonu 8 GB işlemci ve 2+13+5+64 mega piksel kamera kullanarak görüntüler toplanmıştır. Fotoğraflar bizzat araştırmacı tarafından çekilmiştir. Çekim sırasında görüntünün net olmasına ve kulak görüntüsünün açıkla belli olmasına özen gösterilmiştir. Aşağıdaki şekilde bir kadın ve bir erkek için örnek kulak görüntüleri verilmiştir.



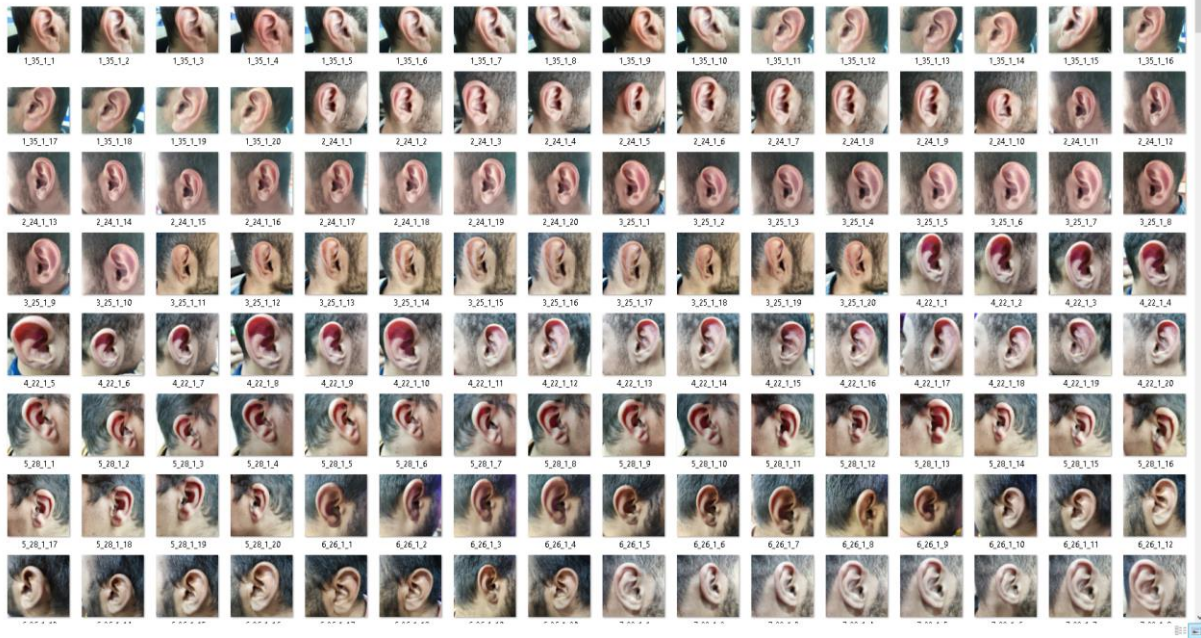
Şekil 2.1. Örnek kulak görüntüleri

Toplam 100 kişiden fotoğraf elde edilmiştir. Her kişinin sağ kulak görüntüsünden 10 tane ve sol kulak görüntüsünden 10 tane olmak üzere toplam 20 fotoğraf elde edilmiştir. Bu şekilde toplam 2000 bin fotoğrafın olduğu bir veritabanı oluşturulmuştur. Her bir fotoğrafın farklı açılardan çekilmesine özen gösterilmiştir. Kişilerden yalnızca cinsiyet ve yaş bilgileri istenmiş bunun dışında onları tanımlayacak hiçbir veri istenmemiştir. Her bir fotoğrafın bir başka fotoğraf ile karışmaması için kişiyi, yaşını, cinsiyetini ve çekilen fotoğraf numarasını ifade edecek şekilde bir isimlendirme kuralı geliştirilmiştir. Her bir ifade arasına alt çizgi (“_”) karakteri eklenmiştir. İsimlendirme kuralında kullanılan her bir ifade sıralı olarak aşağıda verilmiştir.

- 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:** Fotoğrafı çekilen kişi erkek ise 1 değeri ile kadın ise 2 değeri ifade edilmiştir.
4. **Fotoğraf ID:** Her kişiye ait birden fazla fotoğraf çekimi yapılmış olması nedeniyle her fotoğraf 1-20 arasında sıralı bir şekilde numaralandırılmıştır.

Yukarıda sayılan kurallar ile dosyaların isimlendirilmesi fotoğrafların çekilmesi sonrasında karışıklıkları önlemesinin yanı sıra analizlerin yapılmasında da kolaylıklar sağlamıştır. Aşağıdaki şekilde görüntü dosyalarının bir kısmı klasör içinde verilmiştir.



Şekil 2.2. Fotoğraf dosyalarının klasör içindeki görüntüsü

Çalışma içerisinde elde edilen bu fotoğraflardan oluşan veriseti herkesin kullanımına açık olması ve ücretsiz olarak indirilebilmesi için Kaggle veriseti deposuna yüklenmiştir. www.kaggle.com/dataset/1c62e5e9afa2ab68495f097e6c517969c57dc0cf80067e4e15a18b25be2f2bc4 adresinde kullanıma açılan bu veriseti aynı zamanda farklı araştırmacılar tarafından yeni çalışmalarda kullanılabilir olacaktır.

2.2. Verilerin Analizi

Toplanan veriler öncelikle basit istatistiksel analizler ile incelenmiştir. Bunun için Python programı aracılığıyla tüm dosya adları elde edilmiş ve dosya adlarında alt çizgi karakteri ile ayrılan bölümler parçalanmıştır. Veriler analiz edilirken Windows işletim sistemine sahip 16GB RAM ve Intel(R) Core(TM) i5-1035G1 CPU, 3.70GHz işlemcili bir bilgisayar kullanılmıştır. Verilerin cinsiyet, yaş ve kişilere göre dağılımları basit istatistiksel bulgular olarak analiz edilmiş ve verilerde yığılma olup olmadığı tespit edilmiştir. Sonrasında her bir görüntüden öznitelik çıkarımı için yerel üçlü model (Local Ternary Pattern-LTP) kullanılmıştır. Böylece her bir görüntü dosyası için 1x512 boyutlarında vektör üretilmiştir. Bu işlem tüm dosyalar için yapılmıştır. İlk olarak ayak 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. Veriler 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak eğitim ve test olarak ayrıştırılmıştır. Ardından bu öznitelik dosyaları Python programı içerisindeki 29 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.

- Tree
 - Fine Tree
 - Medium Tree
 - Coarse Tree
- Linear Discriminant
 - Linear Discriminant
- Quadratic Discriminant
 - Quadratic Discriminant
- Naive Bayes

- Gaussian Naive Bayes
- Kernel Naive Bayes
- SVM
 - Linear SVM
 - Quadratic SVM
 - Cubic SVM
 - Fine Gaussian SVM
 - Medium Gaussian SVM
 - Coarse Gaussian SVM
- KNN
 - Fine KNN
 - Medium KNN
 - Coarse KNN
 - Cosine KNN
 - Cubic KNN
 - Weighted KNN
- Ensemble
 - Boosted Trees
 - Bagged Trees
 - Subspace Discriminant
 - Subspace KNN
 - RUSBoosted Trees

- Neural Network
 - Narrow Neural Network
 - Medium Neural Network
 - Wide Neural Network
 - Bilayered Neural Network
 - Trilayered Neural Network

2.3. Yerel Üçlü Desen (Local Ternary Pattern-LTP)

Yerel ikili desen (local binary pattern-LBP), doku analizinde kullanılan popüler bir özelliktir ve nesne izleme, görüntü sınıflandırma, yüz tanıma gibi çok çeşitli uygulamalarda kullanılır.[38]. LBP'den türetilmiş birçok farklı model tabanlı öznelik çıkarma yöntemi vardır. Bu yöntem görüntüdeki her pikselin yerel çevresindeki yoğunluk dalgalanmalarını yakalar. Bir pikseli merkezi bir piksel olarak kabul eder ve 3x3 boyutlarındaki bir parçanın LBP değerlerini aşağıdaki gibi hesaplamak için komşularıyla karşılaştırma yapar.

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$R = \text{Yarıçap}$

$P = \text{Komşu piksel sayısı}$

$g_p = \text{Komşu piksel}$

$g_c = \text{Merkez piksel}$

Komşu pikselin p indeksi, merkez pikselin sağındaki piksel için $p = 1$ 'den başlayarak saat yönünün tersine 1'den 8'e yükselir. 3x3 komşuluk için LBP'nin hesaplanması aşağıdaki şekilde gösterilmektedir. Son olarak ise her bir LBP değerinin histogramı hesaplanır.

Piksel değeri			LPB			İkili ağırlıklar			LPB değeri		
17	25	78	0	0	1	8	4	2			
80	40	55	1	1	1	16		1		51	
60	8	12	1	0	0	32	64	128			

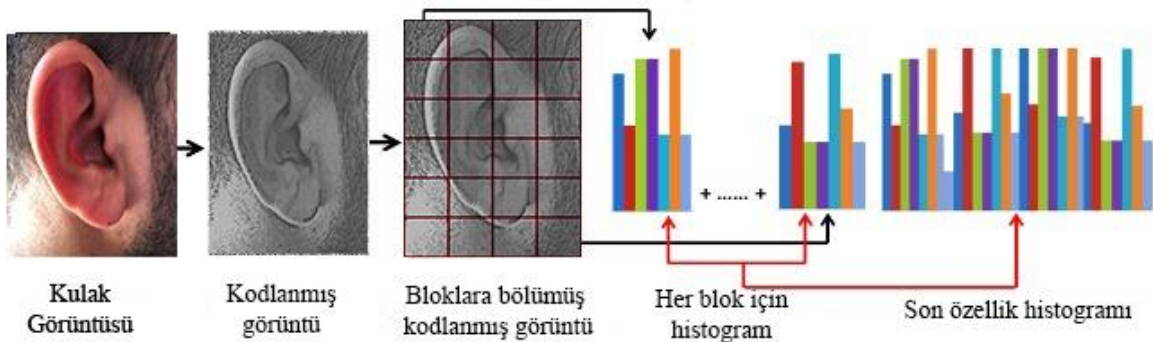
Şekil 2.3. LBP değerleri hesaplama

LBP yöntemi, yoğunluk farkını ikili değerler olan 1 ve 0 olarak kodlar. Yoğunluk farklarını kodlamak için 1, 0 ve -1 olarak üçlü değerler göz önüne alındığında, yerel üçlü desen (local ternary pattern-LTP) yöntemi ortaya çıkar [50]. Yoğunluk değerlerini karşılaştırırken, üçlü değerleri atamak için bir eşik sabiti olan t değeri belirlenir. LTP değerinin hesaplanması aşağıdaki formül ile yapılabilir.

$$LTP_{p,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq t, \\ 0, & -t < x < t, \\ -1, & x < -t \end{cases}$$

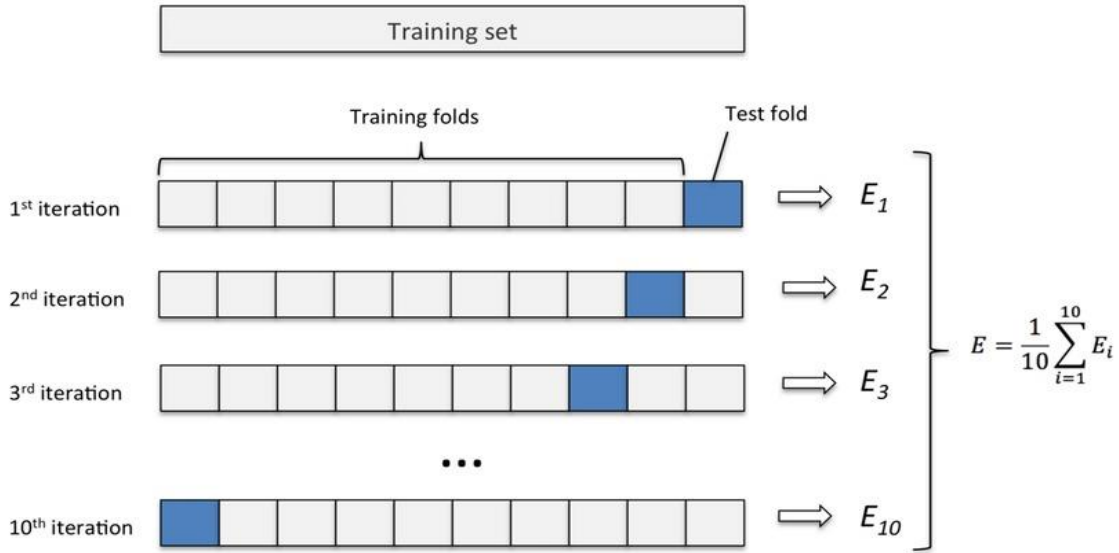
Bu üçlü desenler daha sonra 1 ve -1'e karşılık gelen iki ayrı ikili desene dönüştürülür [51]. Ardından tıpkı LBP yönteminde olduğu gibi bu değerlerin histogramı çıkartılır. Aşağıdaki şekilde bu işlemler görsel olarak anlatılmıştır.



Şekil 2.4. Görüntüden öznitelik çıkarımı

2.4. Eğitim ve Test Verilerinin Ayrıştırılması

Büyük bir veriseti üzerinde çalışma yapıldığı zaman veriseti kolaylıkla üç kategoriye ayrılabilir. İlk küme modelin eğitimi için kullanılırken ikinci küme modelin doğrulanması için kullanılabilir ve son küme de eğitilmiş modelin değerlendirilmesi için test kümesi olarak kullanılabilir. Fakat bu durum her zaman olmayabilir ve bazı durumlarda küçük bir veriseti ile çalışmak zorunda kalınabilir. Bu durumda bütün veriler hem test hem eğitim hem de doğrulama amaçlı kullanılmak istenecektir. Bu durumda çapraz doğrulama (cross-validation) yöntemi en kullanışlı yöntem olacaktır. İlk kez bu fikir 1930'larda ortaya çıkmıştır [52] ve sonrasında geliştirilmeye devam edilmiştir [53]. Çapraz Doğrulama, verileri iki bölüme ayırarak öğrenme algoritmalarını değerlendirmek ve karşılaştırmak için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir [54]. Bu yöntem verisetini k sayıda eşit parçaya ayırır ve ilk k-1 parçayı modeli eğitmek için kalan parçayı ise modeli doğrulamak için kullanır. Böylece bu işlem k defa tekrar eder ve her seferinde elde edilen hatanın ortalaması alınır. Bu durumda k değerinin optimum kaç olduğu merak edilir. 10 değeri yaygın olarak kullanılır fakat daha düşük değerlerin yanlılık ürettiğini daha yüksek değerlerin ise varyansı arttırdığına dikkat edilmelidir. 10 değeri bu anlamda daha az yanlılık üretmektedir [55]. Aşağıdaki şekilde bu yöntem görsel olarak anlatılmıştır.



Şekil 2.5. Çapraz doğrulama yöntemi

2.5. Başarı Ölçütleri

Bir sınıflandırma modelinin performansını tanımlayan en iyi tablo karışıklık matrisidir. Bu tablo sınıflandırma modelinin gerçek ve tahmin değerleri hakkında bilgi verir ve performansı değerlendirmek için kullanılır. Eğer cinsiyet sınıflandırması yapılan ve iki sınıftan oluşan bir veriseti tahmin edilmeye çalışılıyor ise aşağıdaki gibi bir tablo ortaya çıkacaktır.

Tablo 2.1. Örnek karışıklık matrisi

		Tahmin	
		Kadın	Erkek
Gerçek	Kadın	a (TN)	b (FP)
	Erkek	c (FN)	d (TP)

Yukarıdaki örnek karışıklık matrisinde verilen a, b, c, d sayıları kavram olarak incelenecek olursa aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

- **Gerçek Pozitifler (TP):** Bunlar kadın olarak tahmin edilen ve gerçek cinsiyetleri de kadın olan yani doğru tahmin edilen değerlerdir.
- **Gerçek Negatifler (TN):** Bunlar erkek olarak tahmin edilen ve gerçek cinsiyetleri de erkek olan yani doğru tahmin edilen değerlerdir.
- **Yanlış Pozitifler (FP):** Bunlar erkek olarak tahmin edilen fakat gerçek cinsiyetleri kadın olan yani yanlış tahmin edilen değerlerdir. Tip I hatası olarak da bilinir.
- **Yanlış Negatifler (FN):** Bunlar kadın olarak tahmin edilen fakat gerçek cinsiyetleri erkek olan yani yanlış tahmin edilen değerlerdir. Tip II hatası olarak da bilinir.

Yukarıda ifade edilen değerlerin iyi anlaşılması sonrası bu değerlerin kullanılması ile bir sınıflandırıcının başarısının ölçülmesinde başka ölçütler de kullanılmaktadır. Bunlar aşağıda verilmiştir.

- **Doğruluk:** Genel olarak sınıflandırıcının ne sıklıkta doğru tahmin ürettiğini gösterir.

$$\frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

- **Yanlış Sınıflandırma Oranı:** Genel olarak sınıflandırıcının ne sıklıkta yanlış tahmin ürettiğini gösterir. Hata oranı olarak da bilinir ve 1 sayısından doğruluk değerinin çıkarılması ile de bulunabilir.

$$\frac{FP + FN}{TP + FP + FN + TN}$$

- **Gerçek Pozitif Oranı (Sensitivity/Recall):** Gerçek değeri evet iken ne kadar evet tahmin edildiğini gösterir. Hassasiyet (Sensitivity) ya da hatırlatma (Recall) olarak da bilinir.

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

- **Yanlış Pozitif Oranı:** Gerçek değeri hayır iken ne kadar evet tahmin edildiğini gösterir.

$$\frac{FP}{FP + TN}$$

- **Gerçek Negatif Oranı:** Gerçek değeri hayır iken ne kadar hayır tahmin edildiğini gösterir. Özgüllük (Specificity) olarak da bilinir.

$$\frac{TN}{TN + FP}$$

- **Yanlış Negatif Oranı:** Gerçek değeri evet iken ne kadar hayır tahmin edildiğini gösterir.

$$\frac{FN}{FN + TP}$$

- **Kesinlik (Precision):** Evet tahminlerinin ne kadar doğru olduğunu gösterir.

$$\frac{a + d}{a + b + c + d}$$

- **Yaygınlık:** Evet koşulunun gerçek sıklığını gösterir.
- **Boş Hata Oranı:** Sınıflandırıcının ne kadar yanıldığını gösterir. Sınıflandırıcının karşılaştırılmasında yararlı bir metrik olabilir.

- **Cohen'in Kappası:** Sınıflandırıcının şans eseri ne kadar iyi performans gösterdiğinin bir ölçüsüdür. Yani doğruluk ve sıfır hata oranı arasında büyük bir fark oluşması durumunda bu değer yüksek olacaktır.
- **F Skoru:** Gerçek Pozitif Oranın ve Kesinlik değerinin ağırlıklı ortalamasıdır.

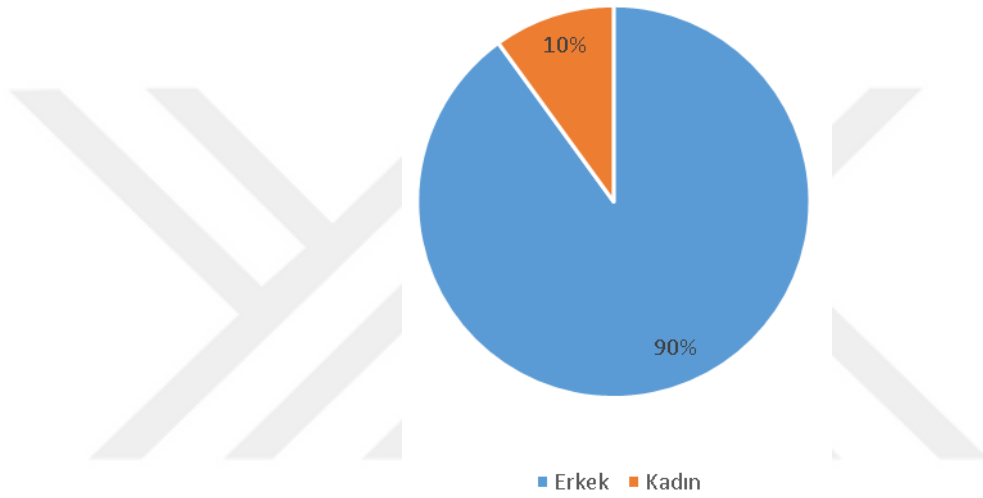
$$2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

- **ROC Eğrisi:** Bir sınıflandırıcının tüm olası eşikler üzerindeki performansını özetleyen ve yaygın olarak kullanılan bir grafikdir. Belirli bir sınıfa gözlem atama eşiğini değiştirirken, Gerçek Pozitif Oranı (y eksen) ve Yanlış Pozitif Oranı (x eksen) karşı eksenlerde çizerek gösterir.

3. BULGULAR

3.1. İstatistiksel Bulgular

Dosya adları Python programı aracılığıyla öncelikle bir dosyaya yazılmış ve alt çizgi karakterine göre parçalanarak analiz yapılmıştır. Cinsiyet değerlerine göre yapılan basit bir analizde verilerin büyük çoğunluğunun erkeklerden oluştuğu görülmüştür. 100 kişiden 90 tanesi erkek ve 10 tanesi kadınlara ait verilerdir. Verilerin cinsiyete göre dağılımı yüzdesel olarak aşağıdaki grafikte gösterilmiştir.



Şekil 3.1. Verilerin cinsiyete göre yüzdesel dağılımı

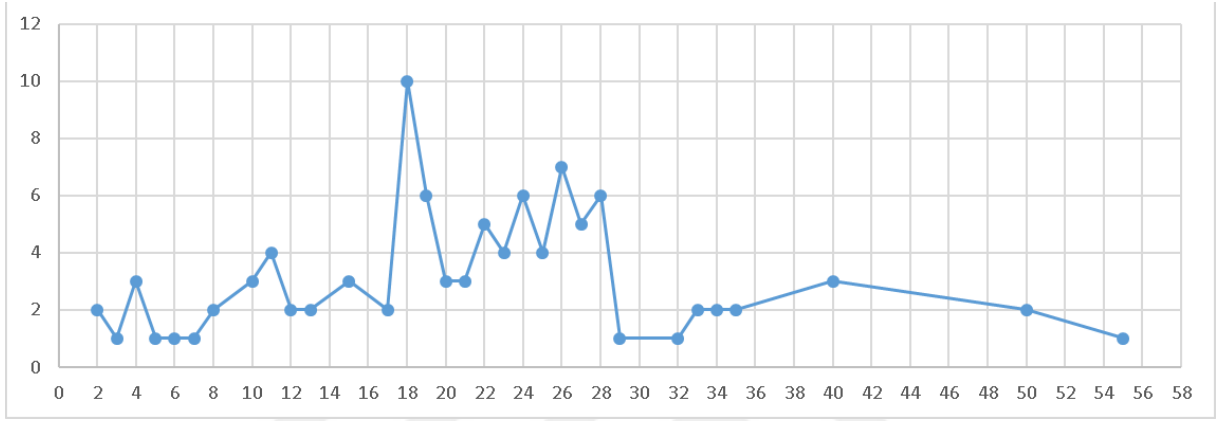
Verilerin yaşlara göre dağılımı incelendiğinde ise 2-55 yaş arası farklılık gösterdiği görülmektedir. Bu kişiler ise çoğunlukla 11-30 yaş aralığındadır. Yaşların beşerli olarak gruplanmış haline ait kişi sayıları aşağıdaki tabloda gösterilmiştir. 0-10 ile 31-55 yaş arası kişi sayısı daha az olduğu görülmektedir.

Tablo 3.1. Yaş aralıklarına göre kişi sayıları

Yaş Aralığı	Kişi Sayısı
0-5	7
6-10	7
11-15	11
16-20	21
21-25	22
26-30	19
31-35	7
36-40	3

41-45	0
46-50	2
51-55	1
Toplam	100

Her bir yaştan kaç kişi olduğu ise aşağıdaki grafikte gruplanmadan gösterilmiştir. Gençlerin bilimsel çalışmalara katılma istekliliğinin daha fazla oluşu belirli bir yaş grubundan daha çok kişinin oluşmasına neden olduğu düşünülmektedir.



Şekil 3.2. Yaşlara göre kişi sayıları

3.2. Kişi Sınıflandırma Bulguları

100 kişinin her birine ait 20 görüntüden toplam 2000 görüntü dosyası vardır. Tüm bu görüntülerin yerel üçlü desen (LTP) algoritması ile öznitelikleri çıkarılmıştır. Bu öznitelik dosyaları üzerinden görüntünün kime ait olduğunu belirlemek için sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır. Sınıflandırma algoritmalarına ait doğruluk oranları ve gruplanmış halleri aşağıdaki tabloda verilmiştir. En yüksek doğruluk oranı Matlab programı içerisinde Ensemble grubu altında yer alan Subspace Discriminant algoritması ile %90,3 oranında elde edilmiştir. Burada bazı algoritmalar yüksek doğruluk oranı gösterirken bazı algoritmalar düşük doğruluk oranı göstermiştir. Bir kısım algoritmalar sonuç üretmemiş olması nedeniyle kişi tanıma için toplam 26 algoritma kullanılabilmektedir. Algoritmalar her denemede farklı sonuçlar üretebilmekte olup bu sonuçlar kimi zaman daha yüksek kimi zaman daha düşük olabilmektedir. Fakat buradaki çalışmada her algoritma bir kez çalıştırılmıştır ve yalnızca varsayılan parametreler kullanılmıştır.

Tablo 3.2. Kişi sınıflandırma sonuçları

Algoritma Grubu	Algoritma Adı	Doğruluk Oranı (%)
Tree	Fine Tree	33,3
	Medium Tree	13,2
	Coarse Tree	4,9
Naive Bayes	Kernel Naive Bayes	67,3
SVM	Linear SVM	74,9
	Quadratic SVM	79,3
	Cubic SVM	79,7
	Fine Gaussian SVM	8,9
	Medium Gaussian SVM	79,5
	Coarse Gaussian SVM	45,9
KNN	Fine KNN	85,8
	Medium KNN	78
	Coarse KNN	27,9
	Cosine KNN	69,3
	Cubic KNN	76,2
	Weighted KNN	79,7
Ensemble	Boosted Trees	22,5
	Bagged Trees	76
	Subspace Discriminant	90,3
	Subspace KNN	83,5
	RUSBoosted Trees	12,7
Neural Network	Narrow Neural Network	57,2
	Medium Neural Network	80
	Wide Neural Network	85
	Bilayered Neural Network	46,3
	Trilayered Neural Network	36

Kişi sayısının 100 olması nedeniyle hata matrisi (confusion matrix) burada okunaklı olamayacağı için gösterilememiştir. Fakat 2000 örneklem içinden yalnızca 194 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Geri kalan 1804 tanesi doğru sınıflandırılmıştır.

3.3. Cinsiyet Sınıflandırma Bulguları

Kulak görüntüleri üzerinden cinsiyetin erkek ya da kadın olduğunu belirlemek için 27 farklı algoritma kullanılmış ve en yüksek doğruluk oranı KNN grubu altındaki Fine KNN yöntemi ile %99,8 oranında elde edilmiştir. Bu yöntemin üretmiş olduğu hata matrisi aşağıdaki şekilde verilmiştir. Toplam 200 kadın verisinden yalnızca 3 tanesi yanlış olarak erkek sınıfında tahmin edilirken 1800 erkek verisinden yalnızca 2 tanesi kadın yanlış olarak kadın sınıfında tahmin edilmiştir.



Şekil 3.3. Cinsiyet sınıflandırması hata matrisi

Tüm algoritmaların sonucu aşağıdaki Tablo 3.3'te verilmiştir. Tablodaki değerler incelendiğinde birçok algoritmanın %90 üzerinde ve hatta %99 civarında bir sonuç verdiği görülecektir. En yüksek algoritma sarı renkle tabloda işaretlenmiştir. En düşük sonucu Kernel Naive Bayes algoritması %72,7 ile bulmuştur. Bu değere en yakın sonuç üreten sınıflandırma algoritması ise Fine Gaussian SVM algoritması olup %90,1 sonuç üretmiştir.

Tablo 3.3. Cinsiyet sınıflandırma sonuçları

Algoritma Grubu	Algoritma Adı	Doğruluk Oranı (%)
Tree	Fine Tree	94,9
	Medium Tree	95
	Coarse Tree	93
Logistic Regression	Logistic Regression	97,5
Naive Bayes	Kernel Naive Bayes	72,7
SVM	Linear SVM	97,9
	Quadratic SVM	99,5
	Cubic SVM	99,5
	Fine Gaussian SVM	90,1
	Medium Gaussian SVM	99
	Coarse Gaussian SVM	95,1
KNN	Fine KNN	99,8
	Medium KNN	99
	Coarse KNN	92,3
	Cosine KNN	98,4
	Cubic KNN	99
	Weighted KNN	99,3
Ensemble	Boosted Trees	97
	Bagged Trees	96,9
	Subspace Discriminant	97,9
	Subspace KNN	99,5
	RUSBoosted Trees	97,3
Neural Network	Narrow Neural Network	99
	Medium Neural Network	99
	Wide Neural Network	99,2
	Bilayered Neural Network	99,1
	Trilayered Neural Network	98,9

3.4. Yaş Sınıflandırma Bulguları

Kişilerin yaşları 32 farklı değere sahiptir. Bunlar daha önceki başlıklarda verildiği üzere 2-55 aralığında farklı sayılardadır. Yaş dağılımları birbirine yakın sayılarda olmamasına rağmen Matlab sınıflandırma algoritmalarından KNN grubu altındaki Fine KNN algoritması %86,1 oranında başarılı tahmin üretmiştir. Başka sınıflandırma algoritmalarından bu değere yakın başarı gösterenler de olmuştur. Toplam 26 farklı algoritmanın ürettiği sonuçlar aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 3.4. Yaş sınıflandırma sonuçları

Algoritma Grubu	Algoritma Adı	Doğruluk Oranı (%)
Tree	Fine Tree	34,9
	Medium Tree	21,5
	Coarse Tree	13,8
Naive Bayes	Kernel Naive Bayes	33,3
SVM	Linear SVM	51,5
	Quadratic SVM	79,1
	Cubic SVM	79
	Fine Gaussian SVM	13,3
	Medium Gaussian SVM	55,5
	Coarse Gaussian SVM	19,9
KNN	Fine KNN	86,1
	Medium KNN	75,3
	Coarse KNN	28,5
	Cosine KNN	69,7
	Cubic KNN	75,3
	Weighted KNN	79,5
Ensemble	Boosted Trees	29,2
	Bagged Trees	72
	Subspace Discriminant	64,8
	Subspace KNN	83,5
	RUSBoosted Trees	24,1

Neural Network	Narrow Neural Network	42,3
	Medium Neural Network	68,6
	Wide Neural Network	79,9
	Bilayered Neural Network	39,3
	Trilayered Neural Network	34,4

32 farklı değerin hata matrisi içerisindeki sayılarının okunamayacağı nedeniyle gösterilememiştir. 2000 örneklemden toplam 278 tanesi yanlış sınıflandırılmış ve geriye kalan 1722 tanesi doğru sınıflandırılmıştır.

4. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu çalışmada kişilerin kulak görüntülerinden kim olduğunu, kaç yaşında olduğunu ve hangi cinsiyette olduğunu belirlemek amaçlanmıştır. Bunun için 100 farklı kişiden her bir kulağına ait 10 görüntü içeren toplam 2000 adet görüntü toplanmıştır. Bu görüntülerin yerel üçlü desen (LTP) yöntemi ile öznitelikleri çıkarılmış ve Matlab programı içerisindeki birçok farklı algoritma ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Kişi tanıma için % 90,3 oranında doğruluk oranı elde edilirken, cinsiyet için % 99,8 oranında başarı elde edilmiştir. Son olarak yaş için ise % 86,1 oranında sınıflandırma başarısına ulaşılmıştır. Tüm bu sonuçlar buradaki yöntem ile kulak görüntülerinden kişi, yaş ve cinsiyet tanıma yapmanın yüksek başarı ile mümkün olduğunu göstermektedir. Aşağıdaki tabloda farklı yazarlar tarafından kulak görüntüleri üzerinde yapılan çalışmalar ve sonuçları verilmiştir. Burada bulunan sonuçlar bazı yazarların çalışmasından daha yüksek iken bazı yazarların çalışmasından daha düşük sonuçlardır. Bunun başlıca nedenler arasında kullanılan veriseti, öznitelik çıkarma yöntemi ve sınıflandırma algoritmasındaki farklılıklar gelmektedir.

Tablo 4.1. Kulak görüntüleri üzerine yapılan farklı çalışmalar ve sonuçları

Yazar	Yıl	Yöntem	Veriseti	Doğruluk Oranı (%)
Fahmi ve ark. [31]	2012	Yerel ikili desen (LBP)	Özel veriseti	92,5
Othman, Alizadeh ve Sutherland [32]	2018	Şekil Bağlam tanımlayıcı (Shape Context descriptor)	Özel veriseti	100
Alshazly ve ark. [33]	2021	ResNet, SVM	AMI	99,64
Alshazly ve ark. [33]	2021	ResNet, SVM	AMIC	98,57
Alshazly ve ark. [33]	2021	ResNet, SVM	WPUT	81,89
Alshazly ve ark. [33]	2021	ResNet, SVM	AWE	67,25
Sajadi ve Fathi [35]	2020	Yerel faz niceleme (LPQ)	USTB	100
Sajadi ve Fathi [35]	2020	Yerel faz niceleme (LPQ)	IIT Delhi-1	99,2
Sajadi ve Fathi [35]	2020	Yerel faz niceleme (LPQ)	IIT Delhi-2	97,13
Yaman ve ark. [36]	2013	AlexNet, VGG-16, GoogLeNet ve SqueezeNet	Özel Veriseti	Cinsiyet:94 Yaş: 52

Yan ve Bowyer [37]	2005	Öklid mesafeleri hesaplama	Özel Veriseti	90,42
Alkababji ve Mohammed [38]	2021	Daha hızlı bölge tabanlı evrişimli sinir ağıları (Faster R-CNN)	Özel Veriseti	97,8



KAYNAKLAR

1. Uddin, M.N., et al., *A survey of biometrics security system*. IJCSNS, 2011. **11**(10): p. 16.
2. Omara, I., et al., *A novel geometric feature extraction method for ear recognition*. Expert Systems with Applications, 2016. **65**: p. 127-135.
3. Rakshit, R.D., S.C. Nath, and D.R. Kisku, *Face identification using some novel local descriptors under the influence of facial complexities*. Expert Systems with Applications, 2018. **92**: p. 82-94.
4. 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.
5. Hassaballah, M., H.A. Alshazly, and A.A. Ali, *Ear recognition using local binary patterns: A comparative experimental study*. Expert Systems with Applications, 2019. **118**: p. 182-200.
6. Rahman, M., et al., *Person identification using ear biometrics*. International Journal of The Computer, the Internet and Management, 2007. **15**(2): p. 1-8.
7. Moreno, B., A. Sanchez, and J.F. Vélez. *On the use of outer ear images for personal identification in security applications*. in *Proceedings IEEE 33rd Annual 1999 International Carnahan Conference on Security Technology (Cat. No. 99CH36303)*. 1999. IEEE.
8. Burge, M. and W. Burger. *Ear biometrics in computer vision*. in *Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition. ICPR-2000*. 2000. IEEE.
9. Jung, H.S. and H.-S. Jung, *Surveying the dimensions and characteristics of Korean ears for the ergonomic design of ear-related products*. International journal of industrial ergonomics, 2003. **31**(6): p. 361-373.
10. Yoon, H.-Y. and S.-G. Jung, *A study of measurement on the head and face for Korean adults*. IE interfaces, 2002. **15**(2): p. 199-208.
11. Iannarelli, A.V., *Ear identification*. 1964: Paramount Publishing Company.
12. Farkas, L.G., J.C. Posnick, and T.M. Hreczko, *Anthropometric growth study of the head*. The Cleft Palate-Craniofacial Journal, 1992. **29**(4): p. 303-308.
13. Ahmed, A.A. and N. Omer, *Estimation of sex from the anthropometric ear measurements of a Sudanese population*. Legal Medicine, 2015. **17**(5): p. 313-319.
14. Lee, W., et al., *Anthropometric analysis of 3D ear scans of Koreans and Caucasians for ear product design*. Ergonomics, 2018. **61**(11): p. 1480-1495.
15. Ban, K. and E.S. Jung, *Ear shape categorization for ergonomic product design*. International Journal of Industrial Ergonomics, 2020: p. 102962.
16. Krishan, K., T. Kanchan, and S. Thakur, *A study of morphological variations of the human ear for its applications in personal identification*. Egyptian Journal of Forensic Sciences, 2019. **9**(1): p. 1-11.
17. Broer, P.N., et al., *The ideal ear position in Caucasian females*. Journal of Cranio-Maxillofacial Surgery, 2018. **46**(3): p. 485-491.
18. Rani, D., et al., *Evaluation of Morphological Characteristics of the Human Ear in Young Adults*. Journal of Craniofacial Surgery, 2020. **31**(6): p. 1692-1698.
19. Ross, A. and A. Abaza, *Human ear recognition*. Computer, 2011. **44**(11): p. 79-81.

20. Chang, K., et al., *Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2003. **25**(9): p. 1160-1165.
21. Choraś, M., *Perspective methods of human identification: ear biometrics*. Optoelectronics review, 2008. **16**(1): p. 85-96.
22. Naseem, I., R. Togneri, and M. Bennamoun. *Sparse representation for ear biometrics*. in *International Symposium on Visual Computing*. 2008. Springer.
23. Alshazly, H., et al., *Handcrafted versus CNN features for ear recognition*. Symmetry, 2019. **11**(12): p. 1493.
24. Bertillon, A., *La photographie judiciaire: avec un appendice sur la classification et l'identification anthropométriques*. 1890: Paris: Gauthier-Villars.
25. Lannarelli, A., *Ear Identification*. Forensic Identification Series. 1989, California: Paramount Publishing Company.
26. Lu, L., et al. *Ear recognition based on statistical shape model*. in *First International Conference on Innovative Computing, Information and Control-Volume I (ICICIC'06)*. 2006. IEEE.
27. Hussain, N., S.M. Attalla, and K.A. Kumar, *Study of the Ear Shape and the Lobule Attachment among the Adult Malaysian Population at Shah Alam*. European Journal of Molecular & Clinical Medicine, 2020. **7**(3): p. 5417-5425.
28. Tariq, A. and M.U.J.T.T.C.E.C. Akram, *Personal identification using ear recognition*. 2012. **10**(2): p. 321-326.
29. Benzaoui, A., A. Kheider, and A. Boukrouche. *Ear description and recognition using ELBP and wavelets*. in *2015 International Conference on Applied Research In Computer Science And Engineering (Icar)*. 2015. IEEE.
30. Benzaoui, A., I. Adjabi, and A. Boukrouche. *Person identification based on ear morphology*. in *2016 International Conference on Advanced Aspects of Software Engineering (ICAASE)*. 2016. IEEE.
31. Fahmi, P.A., et al. *Implicit authentication based on ear shape biometrics using smartphone camera during a call*. in *2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. 2012. IEEE.
32. Othman, R.N., F. Alizadeh, and A. Sutherland. *A novel approach for occluded ear recognition based on shape context*. in *2018 International Conference on Advanced Science and Engineering (ICOASE)*. 2018. IEEE.
33. Alshazly, H., et al., *Towards Explainable Ear Recognition Systems Using Deep Residual Networks*. IEEE Access, 2021.
34. Sibai, F.N., et al., *Ear recognition with feed-forward artificial neural networks*. Neural Computing and Applications, 2013. **23**(5): p. 1265-1273.
35. Sajadi, S. and A. Fathi, *Genetic algorithm based local and global spectral features extraction for ear recognition*. Expert Systems with Applications, 2020. **159**: p. 113639.
36. Yaman, D., et al. *Age and gender classification from ear images*. in *2018 International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF)*. 2018. IEEE.
37. Yan, P. and K. Bowyer. *Empirical evaluation of advanced ear biometrics*. in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)-Workshops*. 2005. IEEE.
38. Alkababji, A.M. and O.H. Mohammed, *Real time ear recognition using deep learning*. Telkomnika, 2021. **19**(2): p. 523-530.
39. Abaza, A., C. Hebert, and M.A.F. Harrison. *Fast learning ear detection for real-time surveillance*. in *2010 Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS)*. 2010. IEEE.

40. Priyadharshini, R.A., S. Arivazhagan, and M.J.A.I. Arun, *A deep learning approach for person identification using ear biometrics*. 2020: p. 1-12.
41. Kumar, A. and C. Wu, *Automated human identification using ear imaging*. *Pattern Recognition*, 2012. **45**(3): p. 956-968.
42. Said, E.H., A. Abaza, and H. Ammar. *Ear segmentation in color facial images using mathematical morphology*. in *2008 Biometrics Symposium*. 2008. IEEE.
43. Yuan, L. and Z. Mu, *Ear recognition based on Gabor features and KFDA*. *The Scientific World Journal*, 2014. **2014**.
44. Aishna Sharma, N.L., Mani Roja M. Edinburg, *Biometric Identification using Human Ear*. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*, 2019. **9**.
45. Chen, L., et al., *Ear recognition from one sample per person*. *PloS one*, 2015. **10**(5): p. e0129505.
46. Mayya, A.M. and M.M. Saii, *Human recognition based on ear shape images using PCA-Wavelets and different classification methods*. *Medical Devices and Diagnostic Engineering*, 2016. **10**: p. 11-18.
47. Ying, T., W. Shining, and L. Wanxiang. *Human ear recognition based on deep convolutional neural network*. in *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*. 2018. IEEE.
48. Mangayarkarasi, N., G. Raghuraman, and A.J.P.C.S. Nasreen, *Contour Detection based Ear Recognition for Biometric Applications*. 2019. **165**: p. 751-758.
49. Jiddah, S.M. and K. Yurtkan. *Fusion of geometric and texture features for ear recognition*. in *2018 2nd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*. 2018. IEEE.
50. Tan, X. and B. Triggs, *Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions*. *IEEE transactions on image processing*, 2010. **19**(6): p. 1635-1650.
51. Agarwal, M., et al., *Multi-channel local ternary pattern for content-based image retrieval*. 2019. **22**(4): p. 1585-1596.
52. Larson, S.C., *The shrinkage of the coefficient of multiple correlation*. *Journal of Educational Psychology*, 1931. **22**(1): p. 45.
53. Mosteller, F. and D.L. Wallace, *Inference in an authorship problem: A comparative study of discrimination methods applied to the authorship of the disputed Federalist Papers*. *Journal of the American Statistical Association*, 1963. **58**(302): p. 275-309.
54. Refaeilzadeh, P., L. Tang, and H. Liu, *Cross-Validation*, in *Encyclopedia of Database Systems*, L. Liu and M.T. Özsu, Editors. 2009, Springer US: Boston, MA. p. 532-538.
55. Kohavi, R. *A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection*. in *Ijcai*. 1995. Montreal, Canada.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Asaad Qais Shalal ABO SOOT
Uyruğu	
E-Posta Adresi	
Web Adresi	

Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	Wasit Üniversitesi
Fakülte	Bilgisayar bilimi & bilgi teknolojisi Fakültesi
Bölümü	Bilgisayar bilimi
Mezuniyet Yılı	2018

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