

TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YÜZ GÖRÜNTÜLERİNDEN KIRIŞIKLIK TESPİTİ VE
SINIFLANDIRILMASIYLA YAŞ TAHMİNİ ALGORİTMASI
GELİŞTİRİLMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Şule Berna AYAN

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Osman EROĞUL

AĞUSTOS 2019

Fen Bilimleri Enstitüsü Onayı

.....
Prof. Dr. Osman EROĞUL
Müdür

Bu tezin Yüksek Lisans derecesinin tüm gereksinimlerini sağladığını onaylarım.

.....
Prof. Dr. Osman EROĞUL
Anabilim Dalı Başkanı

TOBB ETÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 161711021 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Şule Berna AYAN**'ın ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "**Yüz Görüntülerinden Kırışıklık Tespiti ve Sınıflandırılmasıyla Yaş Tahmini Algoritması Geliştirilmesi**" başlıklı tezi **08.08.2019** tarihinde aşağıda imzaları olan jüri tarafından kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Osman EROĞUL**
TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Doç. Dr. Fatih BÜYÜKSERİN (Başkan)**
TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

Prof. Dr. Osman EROĞUL
TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

Doç. Dr. Fikret ARI
Ankara Üniversitesi

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, alıntı yapılan kaynaklara eksiksiz atıf yapıldığını, referansların tam olarak belirtildiğini ve ayrıca bu tezin TOBB ETÜ Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlandığını bildiririm.

Şule Berna AYAN

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

YÜZ GÖRÜNTÜLERİNDEN KIRIŞIKLIK TESPİTİ VE SINIFLANDIRILMASIYLA YAŞ TAHMİNİ ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ

Şule Berna Ayan

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Osman Eroğul

Tarih: Ağustos 2019

Yaşlanma; canlı doğasının getirdiği, ilerleyen yaşla birlikte hücre, doku, organ ve sistemlerde meydana gelen ve geriye dönüşümü olmayan değişikliklerin bütünüdür. Gelişen teknolojiyle beraber insan ömrünün ortalama değerini yükseltme ve yaşlanmayı her yönden yavaşlatma üzerine de birçok çalışma yürütülmektedir. Yapılan çalışmalar içerisinde insanların yaşam kalitesini artırmayı da hedefleyen kırışıklık karşıtı ürünler yaşlanmayı yavaşlatma alanında oldukça ilgi görmektedir. Kırışıklıklar üzerine yapılacak analizler geliştirilen kırışıklık karşıtı ürünlerin verimliliğinin incelenmesine de büyük oranda katkı sağlayacaktır. Ürünlerin, kişinin vücut yaşından ziyade cilt yaşına adapte edilebileceği, böylece daha hızlı ve daha verimli tedavi süreçleri sağlanacağı mümkün görünmektedir. Literatürde kırışıklıkların tespiti ve seviyelendirilmesiyle yaş tahmini yapılması üzerine öncü çalışmalar bulunmaktadır. Ancak, klinik tedavilerin öncesi ve sonrasında kırışıklıkların tespitini otomatik olarak yapacak standart bir sisteme ihtiyaç duyulmaktadır. Yürütülen tez çalışması kapsamında kişilerin yüz bölgesinde görülen kırışıklıkların analiziyle, yaş değerleri hakkında tahminde bulunan bir karar destek sistemi geliştirilmiştir. Kırışıklık tedavileri için kullanılması planlanan operasyon ve ilaçların etkinliğini gözlemlemek için bir metodoloji sunulmuştur. Çalışmada elde

edilen görüntü işleme ve sınıflandırma algoritmalarının doğruluğu MORPH, FG-Net veri tabanları ve tez kapsamında oluşturulan yeni veri seti üzerinden test edilmiştir. Öncelikle elde edilen görüntüler üzerinde görüntü işleme algoritmaları uygulanarak kırışıklıkların bölütlenmesi sağlanmıştır. Ardından elde edilen kırışıklık bölgelerine ait Gabor süzgeci değerleri, Yerel İkili Örüntü (LBP) histogramları ve kırışıklık seviyeleri üzerinden elde edilen öznelik vektörleri, her bölgenin yaşlanmayla olan ilintisine göre ağırlıklandırılarak oluşturulmuştur. Devamında yapay sinir ağları, karar ağaçları, destek vektör makineleri ve k-en yakın komşu sınıflandırma metotları üzerinden oluşturulan sınıflandırma modelleri eğitilmiştir. Kullanılan dört bireysel sınıflandırma modeli üzerinden denemeler yapılmış, test görüntüleri üzerinden kişilerin yaşları hakkında bilgi veren bir sistem tasarlanmıştır. Ayrıca bu bireysel sınıflayıcıların doğruluk oranları üzerinden oylama yapan bir füzyon sınıflayıcı oluşturulmuştur. Deney sonuçlarında füzyon sınıflandırma metodunun, bireysel sınıflayıcılara göre daha yüksek doğrulukta sonuç verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Yaş tahmini, Yüz kırışıklıkları, Gabor süzgeci, Yerel ikili örüntü, Tedavi etkinliği, Füzyon sınıflandırma

ABSTRACT

Master of Science

DEVELOPMENT OF AGE ESTIMATION ALGORITHM BY DETERMINATION AND CLASSIFICATION OF WRINKLE FROM FACE IMAGES

Şule Berna Ayan

TOBB University of Economics and Technology
Institute of Natural and Applied Sciences
Biomedical Engineering Science Programme

Supervisor: Prof. Dr. Osman Eroğul

Date: August 2019

Aging resulting from the nature of living beings is defined as irrevocable changes in cell, tissue and systems with increasing age. With developing technology, many researchers try to find solutions to increase average lifetime of humans and decelerate aging in every way. Among studies in aging deceleration, the most popular one seems to be anti-wrinkle products which also increase humans' life quality. The upcoming analysis on wrinkles will also provide contribution with exploration of the efficiency of anti-wrinkle products. Faster and efficient treatment processes seem to be possible via adapting products to face age instead of body age. In the literature, there are pioneering works on age estimation by wrinkle determination and classification. However, there is a need for a standard system which determines wrinkles before and after clinical treatments automatically. In this thesis, a decision-support system on age estimation via wrinkle analysis on people's face area is developed. To observe the efficiencies of planned operations and medications on wrinkle treatment, a methodology is presented. The accuracy of acquired image processing and classification algorithms coming from this study is tested by MORPH, FG-Net database and new database generated throughout this thesis. Firstly, wrinkle

segmentation is provided by applying image processing algorithms on available images. Then, Gabor filter values belonging to acquired wrinkle regions, Local Binary Pattern (LBP) histograms and feature vectors coming from wrinkle levels are constituted based on weighting of the relation of each region with aging. After that, the classification models generated by artificial neural networks, decision trees, support vector machines and k-nearest neighbour clustering methods are trained. Tests are done with four used individual classification models, a system giving information about people's age based on test images is designed. Furthermore, a fusion classifier which takes a vote among the accuracy rate of these individual classifiers. As a result of these experiments, the fusion classification method gives highly accurate outcomes comparing with individual classifiers.

Keywords: Age estimation, Face wrinkles, Gabor filter, Local binary pattern, Treatment efficiency, Fusion classification

TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca deęerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Prof. Dr. Osman Eroęul'a, dermatoloji uzmanı Prof. Dr. Zafer Kurumlu'ya, Arő. Gör. Galip Özdemir'e, kıymetli tecrübelerinden faydalandığım TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Biyomedikal Mühendislięi Bölümü öğretim üyelerine, her zaman yanımda olan aileme, Umutcan Çalıőkan'a ve destekleriyle her zaman yanımda olan arkadaşlarıma çok teşekkür ederim. Ayrıca bana sağladıęı burs ve destekler için TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi'ne Őukranlarımı sunarım.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	iv
ABSTRACT	vii
TEŞEKKÜR	viii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİL LİSTESİ	xi
ÇİZELGE LİSTESİ	xii
KISALTMALAR	xiii
SEMBOL LİSTESİ	xiv
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı ve Önemi	2
1.2 Tezin Kapsamı.....	3
2. KURAMSAL TEMELLER	5
2.1 İnsan Doğası ve Cilt Yaşı.....	5
2.1.1 İnsan yüzünün estetik terminolojisi	6
2.1.2 Yüzde görülen yaşlanmaya bağlı değişimler	9
2.3 Yüzde Yaş Tahminine Yönelik Mevcut Çalışmalar	10
3. VERİ SETİ	15
3.1 FG-NET Veri Tabanı	15
3.2 MORPH Veri Tabanı	16
3.3 Yeni Veri Tabanı Oluşturulması ve Etik Kurul İzni	17
3.3.1 Veri seti için katılımcı kriterleri	17
3.3.2 Oluşturulan veri seti içeriği.....	17
4. İLGI BÖLGELERİNİN BÖLÜTLENMESİ VE ÖZNETELİK ÇIKARIMI .	19
4.1 İris Noktalarının Tespiti ve İlgili Bölgelerinin Çıkarılması	19
4.1.1 İris bölgelerinin tespiti	19
4.1.2 İlgili bölgelerinin çıkarılması	20
4.2 İlgili Bölgelerinin Yaşla İlintiye Göre Sıralanması.....	21
4.3 Tespit Edilen Kırışıklıklar İçin Öznitelik Çıkarımı.....	22
4.3.1 Gabor filtresi ve görüntü öznitelikleri.....	23
4.3.2 Kırışıklık indisi	24
4.3.3 Yerel ikili örüntü histogramı.....	26
5. KULLANILAN SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ	29
5.1 Yapay Sinir Ağları	29
5.2 Destek Vektör Makineleri	31
5.3 Karar Ağaçları	34
5.4 k-En Yakın Komşuluk Sınıflaması	36
5.5 Algoritma Performans Analizi Kriterleri	38
5.6 Füzyon Sınıflayıcı	42
6. BULGULAR	43
6.1 Bireysel Sınıflayıcı Testleri.....	44
6.1.1 Yapay sinir ağları sonuçları	44
6.1.2 SVM sonuçları	47

6.1.3 Karar ağacı sonuçları.....	50
6.1.4 k-NN sonuçları	52
6.2 Füzyon Sınıflayıcı Sistemi	55
6.3 Genel Değerlendirme Sonuçları	56
7. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	59
KAYNAKLAR.....	61
EKLER.....	69
ÖZGEÇMİŞ.....	75



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1: Yüzde incelenen kırışiklık alanları [4].....	9
Şekil 2.2 : Cilt derisindeki dokusal deęişimler: (a) kırışiklık, (b) mimetik kırışikliklar ve (c) oluklar [5].....	9
Şekil 2.3 : Kırışiklık derinlięinin deęerlendirilmesi ve ölçülmesi için anatomik referans noktaları [5].....	11
Şekil 3.1 : FG-Net veri tabanından örnek resimler	16
Şekil 3.2 : MORPH veri tabanından örnek resimler [53].....	16
Şekil 3.3 : Yeni oluşturulan veri tabanından örnek resimler.....	18
Şekil 4.1 : Tespit edilen iris bölgelerinin gösterimi	20
Şekil 4.2 : İşaretlenen kırışiklık bölgeleri	21
Şekil 4.3: Kırışiklık bölgeleri için gabor çıktıları a) alın b) filtrelenmiş alın c)nazolabial oluk d) filtrelenmiş nazolabial oluk e) kaz ayağı f) filtrelenmiş kaz ayağı g) kaş arası h) filtrelenmiş kaş arası bölgesi.....	24
Şekil 4.4 : Hekimlerin tedavide kullandığı örnek kırışiklık diyagramı [5].....	25
Şekil 4.5 : Örnek LBP uygulaması.....	26
Şekil 5.1 : Örnek bir YSA yapısı [Url-3]	30
Şekil 5.2 : (a) SVM için kullanılabilir hiper düzlemler (b) Uygun hiper düzlem ve maksimum uzaklık [Url-4].....	32
Şekil 5.3 : Doğrusal olmayan verilerin çekirdek fonksiyonlarla özellik uzayında ayrıştırılması [66].....	33
Şekil 5.4 : Örnek bir karar ağacı yapılanması [Url-5].....	35
Şekil 5.5 : Örnek bir k-NN sınıflandırma yapısı [71]	37
Şekil 5.6 : Doğruluk ve kesinlik parametreleri arasındaki ilişki [Url-6].....	41
Şekil 5.7 : Füzyon sınıflayıcı uygulaması için örnek tahmin sonuçları	42
Şekil 6.1 : Uygulanan örnek YSA katman yapısı	44
Şekil 6.2 : YSA Konfüzyon matrisi 1	45
Şekil 6.3 : YSA Konfüzyon matrisi 2	45
Şekil 6.4 : YSA Konfüzyon matrisi 3	46
Şekil 6.5 : SVM lineer çekirdek fonksiyonu, OVO en başarılı.....	47
Şekil 6.6 : SVM lineer çekirdek fonksiyonu, OVA en başarılı.....	48
Şekil 6.7 : SVM radyal çekirdek fonksiyonu, OVO en başarılı.....	48
Şekil 6.8 : SVM radyal çekirdek fonksiyonu, OVA en başarılı.....	49
Şekil 6.9 : Medium yapıda karar ağacı konfüzyon matrisi	51
Şekil 6.10 : Fine yapıda karar ağacı konfüzyon matrisi.....	51
Şekil 6.11 : 3-en yakın komşu Öklid mesafesi konfüzyon matrisi	52
Şekil 6.12 : 3-en yakın komşu Manhattan mesafesi konfüzyon matrisi	53
Şekil 6.13 : 7-en yakın komşu Öklid mesafesi konfüzyon matrisi	53
Şekil 6.14 : 7-en yakın komşu Manhattan mesafesi konfüzyon matrisi	54
Şekil 6.15 : Füzyon sınıflayıcı konfüzyon matrisi	56
Şekil Ek.1 : Etik kurul onay belgesi.....	70

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 3.1 : Oluşturulan yeni veri setine ait katılımcı bilgileri	18
Çizelge 4.1 : Kırışıklık skorlama seviyeleri [5]	25
Çizelge 4.2 : Sınıflandırma için kullanılan bölgeler ve çıkarılan öznitelikler	27
Çizelge 5.1 : Konfüzyon matrisi	39
Çizelge 6.1 : YSA için sonuçlar	46
Çizelge 6.2 : SVM için sonuçlar	50
Çizelge 6.3 : Karar ağaçları için sonuçlar	52
Çizelge 6.4 : k-en yakın komşuluk için sonuçlar	55
Çizelge 6.5 : Bireysel sınıflayıcılar için en başarılı sonuçlar	55

KISALTMALAR

JPEG	: Joint Photographic Experts Group
RGB	: Kırmızı, Yeşil, Mavi (Red, Green, Blue)
HF	: Yatay Alın Çizgileri (Horizontal Forehead Lines)
GF	: Glabellar Kaş Çatma Çizgileri (Glabellar Frown Lines)
PO	: Periorbital Çizgiler (Periorbital Lines)
PA	: Preauriküler Çizgiler (Preauricular Lines)
CL	: Yanak Çizgileri (Cheek Lines)
NL	: Nazolabial Kıvrımlar (Nasolabial Folds)
UL	: Üst Radyal Dudak Çizgileri (Upper Radial Lip Lines)
LL	: Alt Radyal Dudak Çizgileri (Lower Radial Lip Lines)
CM	: Ağız Çizgilerinin Köşesini (Corner of the Mouth Lines)
ML	: Marionette Çizgileri (Marionette Lines)
LM	: Labiomentel Kıvrım (Labiomentel Crease)
NF	: Yatay Boyun Kıvrımlar (Horizontal Neck Folds)
FG-Net	: Yüz ve Jest Tanıma Ağı (Face and Gesture Recognition Network)
MORPH	: UNCW Craniofacial Morphology Database
YSA	: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)
DVM	: Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines)
kNN	: k-En Yakın Komşuluk (k-Nearest Neighbourhood)
DT	: Karar Ağaçları (Decision Trees)
AAM	: Aktif görünüm modeli (Active Appearance Model)
AGES	: Yaşlanma Deseni Alt Tabanı (Aging Pattern Subspace)
LBP	: Yerel İkili Örüntü (Local Binary Pattern)
FRF	: Frangi Filtresi (Frangi Filter)
RBF	: Radyal Temel Fonksiyonlar (Radial Basis Functions)
3B	: 3 Boyutlu (3D)
DP	: Doğru Pozitif
DN	: Doğru Negatif
YP	: Yanlış Pozitif
YN	: Yanlış Negatif

SEMBOL LİSTESİ

Bu çalışmada kullanılmış olan simgeler açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler

Açıklama

d	İki göz küresi arasındaki mesafe
$\sigma_{x_1}, \sigma_{x_2}$	2B Gauss zarfı ölçęi
γ	Gabor süzgeci eliptikliği
η	YSA aęırlık güncelleme hızı
W	YSA aęırlık vektörü
π	Pi sayısı
x	Uzay ekseninin yatay bileşeni
y	Uzay ekseninin düşey bileşeni
H	Entropi
D	k-NN uzaklık değeri

1. GİRİŞ

Yaşlanma, canlı doğasının getirdiği geri dönüşümsüz gerçekleşen bir olaydır. Zaman ilerledikçe ciltteki pigmentasyonun azalmasıyla saçta beyazlatma, yer çekimi ve cilt altı kollajen yetersizliğine bağlı kaslarda sarkma ile ciltte kırışıklıklar gibi insan vücudunda bazı değişimlere neden olmaktadır. Günümüzde süregelen teknolojik gelişmelerle beraber insan ömrünün ortalama değerini yükseltme ve yaşlanmayı her yönden yavaşlatma üzerine birçok çalışma yürütülmektedir. Yapılan çalışmalar içerisinde insanların yaşam kalitesini artırmayı da hedefleyen kırışıklık karşıtı ürünler bu kategoride oldukça ilgi görmektedir. Yaşlanmanın etkilerini durdurma ve/veya yavaşlatma amacıyla sektöre sunulan ürünlerin etkinliğinin araştırılması ise sunulan tedavi ya da ürünlerin verimliliğinin tespiti için büyük önem taşımaktadır.

İnsan yüzü, günümüz iletişimi için cinsiyet, yaş, ifade gibi önemli miktarda sözel olmayan bilgi aktarır. Bu tür bilgiler uygun algoritmalar uygulanarak yüz görüntülerinden elde edilebilir. Araştırmacılar, bilgisayarla görü alanında geniş yelpazede uygulamalar için kullanılacak yüz görüntüleri ile bu tür bilgileri çıkarmak amacıyla çok sayıda algoritma geliştirmektedir. İnsan yüzü görüntülerinden gelen bilgiler kullanılarak potansiyel uygulamalar geliştirilmesine katkıda bulunulmuştur.

Diğer taraftan yaş kestirim problemi, bazıları görsel, bazıları ise etnik köken, yaşam tarzı, çalışma ortamı, sağlık durumu ve sosyal yaşam gibi görsel olmayan birçok faktöre bağlı olduğu için zorlayıcıdır. İnsanların yüz özellikleri yaş tahmininde yardımcı olabilecek görsel özellikler içerse de poz, aydınlatma ve görüntüleme koşullarından oldukça etkilenir [1]. Bu nedenle, yaşlanma sürecini yüz görüntüsünde gösterilen yaşlanma düzenindeki benzerlikleri ve tutarsızlıkları yakalayarak incelemek çok karmaşık hale gelmektedir. Dolayısıyla, yüz görüntüleri yoluyla insan yaşı sınıflandırması sadece insan için değil aynı zamanda bir makine için daha karmaşıktır. Ortaya çıkan çok sayıda zorluk nedeniyle, potansiyel yaş uygulamalarına rağmen, otomatik yaş tahmini ile ilgili bugüne kadar yapılan çalışma sayısı nispeten daha azdır.

1.1 Tezin Amacı ve Önemi

Ciltte ve özellikle yüzde oluşan kırışıklıklar, kişilerin arzu ettiği bir özellik olmadığından yaşam kalitesine doğrudan etki etmektedir. Bu nedenle dermatoloji ve estetik cerrahi alanlarında cilt kırışıklıklarının teşhisi ve tedavisi için çeşitli yöntemler geliştirilmektedir. Yaşlanma karşıtı ürün portföyü oldukça geniş olan kozmetik sektörü için de kırışıklıkların tanınması ve seviyelerinin belirlenmesi önemli bir araştırma konusudur. Yapılacak analizler geliştirilen kırışıklık karşıtı ürünlerin verimliliğinin incelenmesine de büyük oranda katkı sağlayacaktır. Yüz kırışıklıkları ve kıvrımları için üretilen artan sayıda enjekte edilebilir dolgu malzemesi ya da kırışıklık önleyici kremler etkinliklerinin objektif ölçümlerine ihtiyaç duyulduğuna işaret etmektedir. Hasta memnuniyeti öncelikli amaçtır, ancak belirli bir ürünün değerinin kanıtı objektif ölçüm gerektirir. Hastalara enjekte edilen dolgu malzemelerinden kaynaklanan değişimleri değerlendirmek isteyen plastik cerrahlar ve dermatologlar tarafından kullanılmak üzere basit bir araç olarak bir kırışıklık değerlendirme ölçeği geliştirilmesi hedeflenmiştir. Hekimlerin tedavi süreci için daha hızlı ve etkin kararlar verebilmesi için kişilerin yaş değerleri hakkında tahminde bulunan bir karar destek sistemi geliştirilmesi de bu sürecin temelini oluşturmaktadır.

Bu tez çalışmasında,

- Kişilerin yüz görüntülerinde hekimin tanı koymasına yarayan kritik bölgelerdeki bilginin eldesi için ilgili kısımların tespit edilmesi,
- Hekimin görüntülerde yaş tayini için odaklandığı bu bölgelerin derecelendirilmesi,
- Derecelendirilmiş bölgelerin önem derecesine göre yaş kestirimi üzerindeki etkisinin tespit edilmesi ve ağırlıklandırılması,
- İlgili bölgeleri dışındaki bölgelerin cilt yaşı tayinindeki yanlış etkilerinin azaltılması,
- Dermatoloji alanında sunulan tedavi yöntemlerinin kişinin kemik yaşı yerine cilt yaşı üzerinden değerlendirilebilmesi,
- Plastik cerrahi operasyonlarının tedavi etkinliğinin daha doğru izlenebilmesi,
- Elde edilen değerler üzerinden yapılan çoklu oylamalar ile kişinin cilt yaşı hakkında hekimin bilgilendirilmesi amaçlanmıştır.

1.2 Tezin Kapsamı

Bu tez çalışmasında, yüz bölgesine ait görüntülerde hekimin ilgi bölgeleri belirlenerek, bu bölgeler üzerinden yaş tahmini analizi yapılmıştır. Söz konusu analiz için literatürde hazır bulunan iki veri seti ve tez çalışmaları kapsamında oluşturulan yeni veri seti kullanılmıştır. Tez kapsamında oluşturulan veri seti için, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Tıp Fakültesi İnsani Araştırmalar Etik Kurulu'ndan alınan onay ile altmış adet katılımcıya ait yüz görüntüleri çekilmiştir. Elde edilen veri setleri, algoritma ve yazılım geliştirme platformu olan Matlab'da gerekli algoritmalarla işlenmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümünde insan doğasının cilt yapısına ve yaşlanmaya etkisi hakkında bilgilere kısaca değinildikten sonra insan yüzünün anatomik yapısı, yaşlanmanın yüzdeki etkileri hakkında genel bilgiler verilmiştir. Ardından yaş tahmini üzerine yapılan uygulamalar içinde öne çıkan çalışmalar özetlenmiştir.

Üçüncü bölümde çalışma kapsamında geliştirilen algoritmalarında kullanılacak veri setlerinin seçimi ve içerikleri hakkında bilgiler verilmiştir. Aynı zamanda tez çalışmasında oluşturulan yeni veri setinin oluşturulma amaç ve sürecine değinilmiştir.

Dördüncü bölümde uzman hekimlerin yaş tayini için seçtiği ilgi bölgelerinin tespiti ve katsayılandırılması için kullanılan yöntem açıklanmıştır. Hekim tarafından yaşlanmayla ilintili görülen kırışıklık bölgelerinin ve yaşlanmayla ilintili olmayan kırışıklıkların bulunduğu bölgelerin resimlerde işaretlenmesi ve ilgi sırasına göre katsayılandırılması için gerekli görüntü işleme algoritmaları ile ne şekilde gerçekleştirildiği anlatılmıştır. Devamında ilinti oranı yüksek kısımlardan alınacak verilerin kendi içinde de önem derecesine göre nasıl sıralandığı detaylandırılmıştır. Elde edilen bölgeler üzerinden alınacak verilerin hangi parametreler üzerinden elde edileceği ve sınıflandırma için hangi özniteliklerin kullanılacağı açıklanmıştır. Bu özniteliklerin tercih edilme nedenleri literatür örnekleriyle birlikte açıklanmıştır.

Beşinci bölümde, önerilen yöntemde kullanılmak üzere seçilen sınıflayıcılar ve sınıflandırma algoritmaları hakkında bilgiler verilmiştir. Bu sınıflayıcılarda tercih edilen kriterler ve nedenleri detaylıca açıklanmıştır. Ayrıca algoritma performansının değerlendirilmesi için kullanılan parametreler detaylandırılmıştır.

Altıncı bölümde çalışmadan elde edilen sonuçlara yer verilmiştir. Farklı öznitelik kümeleri ve farklı veri seti kombinasyonları kullanılarak, açıklanan dört sınıflayıcının her birinden ayrı ayrı elde edilen çıktılar ilgili grafik ve tablolarla paylaşılmıştır. Devamında bu çıktılar sınıflayıcıların doğruluk yüzdeleri üzerinden yapılacak ağırlıklandırılmış oylama yöntemiyle test edilmiş ve füzyon sınıflayıcı tabanlı algoritma yapısı oluşturulmuştur.

Yedinci bölümde, füzyon sınıflayıcının çıktıları ile bireysel sınıflayıcıların sonuçları birleştirilerek önerilen yöntem için en iyi sonuçları veren sistem bütünü araştırılmıştır. Değerlendirme testlerinden elde edilen çıktılar ve doğruluk kıyaslamaları tablolar halinde paylaşılmıştır. Çalışmada gerçekleştirilen analizler ve elde edilen sonuçlar için yapılan yorumlar ile önerilen yaklaşımın genel değerlendirilmesi ise sekizinci bölümde sunulmuştur.

2. KURAMSAL TEMELLER

2.1 İnsan Doğası ve Cilt Yaşı

Yaşlanma; insan doğasında var olan ilerleyen yaşla birlikte hücre, doku, organ ve sistemlerde meydana gelen ve geriye dönüşümü olmayan değişikliklerin bütünüdür [2]. Yaşlanma ile görülen doğal sürecin belirgin etkilerinden biri saçlarda meydana gelmektedir. İnsan bedeni yaşlandıkça saçlarda ve sakallarda ağarma gözlenir. Bu süreçte cilt altında bulunan melanosit hücrelerinin zamanla melanin üretim kapasitesi azalır. Üretilen melanin miktarındaki azalma da saçlarda beyazlamaya neden olur [2]. Ancak melanin pigmentinin eksikliği genetik ya da çevresel faktörlerden de etkilenebileceğinden bu çalışmada yaşlanma kriterleri arasında değerlendirmeye alınmamıştır.

Yaşlanma sürecinde vücutta görülen diğer bir etki ise ciltteki kollajen miktarındaki azalmayla gözlenir. Kollajen; cildin, göz küresinin, kemiklerin, saçın ve tırnakların durumundan sorumlu yapısal bir proteindir ve yaşadığımız süre boyunca vücudumuz kollajen üretir. Kollajen, cilde yapısal güç, pürüzsüzlük ve esneklik kazandırmak için keratin ile çalışır. Kollajen ve elastin gibi diğer proteinler genç bir ciltte daha fazla bulunur. Bu yüzden de çocuk ve gençlerin cildi daha pürüzsüz ve parlaktır. Fakat yaşlandıkça bu üretim azalır ve ciltte kırışıklıklar ile sarkmalar meydana gelir. Cilt durumundaki değişiklikler aracılığı ile kolayca görülebilen kollajen durumu, insanın biyolojik yaşını belirlemektedir [2]. Dolayısıyla kişilerin yüz bölgelerinde görülen kırışıklıkların analiziyle hekimlere kişilerin cilt yaşları hakkında yorum yapabilme imkanı tanımaktadır.

Bu faktörlerin yanında, tüm canlılar üzerinde buldukları gezegen tarafından uygulanmakta olan bir yer çekimi kuvveti mevcuttur. Zaman ilerledikçe vücudun çizgili kas yapılarında (kalp kası hariç) kas kaybı gözlenmektedir. Bu durum yer çekimine karşı konulan kuvvetin de azalmasıyla kaslarda çökmelere ve ciltte sarkmalara neden olmaktadır [3].

Yaşlanmayla gelen kollajen eksikliğinin de oluşturduğu zeminde, kişilerin yüz bölgelerinde de aşağı doğru sarkmalar ve ciltte çökmeler meydana gelmektedir. Bu oluşumların derinlik seviyeleri kişilerin cilt yaşları hakkında önemli öznitelikler oluşturmaktadır.

2.1.1 İnsan yüzünün estetik terminolojisi

Yüz kırışıklıkları (Facial creases): Yüz kırışıklıkları, derinin yapısal bütünlüğündeki değişikliklerden kaynaklanan derin, sık kırışıklıklardır (Şekil 2.1). Tekrarlayan yüz hareketlerinden ve cilt ifadelerindeki değişikliklerden kaynaklanan cilt ve kas esnekliği kaybı nedeniyle oluşur. Klinik alanlarda çizgi, oluk ve sulkus gibi terimler kullanılmaktadır.

Cilt kıvrımları (Skin folds): Deri kıvrımları sarkma, gerginlik kaybı ve yerçekimi nedeniyle oluşur. Temsili cilt kıvrımları nazolabial kıvrım, labiomandibular kıvrım vb. Şekil 2.1’de verilmiştir.

Gözaltı torbaları (Baggy lower eyelid): Gözaltı torbaları, orbicularis oculi kasının altındaki dokunun düşmesi nedeniyle oluşur. Torba yapısı alt göz kapağı yörünge kenarının altında kaldığı için bu durum fistolardan ayırt edilmelidir.

Blefarochalasis: Blefarochalasis, göz kapağı derisinin sarkması nedeniyle oluşur.

Tavşan çizgisi (Bunny line): Tavşan çizgisi, burun köprüsüne lateral eğik burun oluklarıdır.

Kaz ayakları (Crow’s feet): Kaz ayakları, gözlerin yan taraflarında oluşan ince, iki taraflı kırışıklıklardır.

Yatay alın çizgileri (Horizontal forehead lines): Yatay alın çizgileri, frontalisin bulunduğu alın bölgesi boyunca yatay çizgilerdir. Endişe çizgileri olarak da bilinir.

Kaş arası kırıkları veya çizgileri (Glabellar frown lines): Glabellar çatıkları, buruşturucu (corrugator) supercilii kas liflerinin neden olduğu glabellar bölgesi boyunca dikey çizgilerdir.

Kaş arası enine çizgileri (Glabellar transverse lines): Glabellar enine çizgileri, tipik olarak burun kök kavisinde yüz deformasyonu sırasında oluşan yatay çizgilerdir. Procerus liflerine dik olarak meydana gelirler.

Yatay boyun çizgileri (Horizontal forehead lines): Yatay boyun çizgileri, ön servikal bölgedeki yatay deri kıvrımlarıdır. Plazmal kas liflerinin ve boyun kaslarının sarkmasıyla üretilirler.

Yatay üst dudak çizgileri (Enine üst dudak çizgileri): Yatay üst dudak çizgileri, üst dudanın üzerindeki philtrumda yer alan yatay çizgilerdir.

Alt çene sarkması (Jowl sagging): Alt çene (gıdı), subkütanöz yağ dokusunun mandibular sınır boyunca çıkıntı oluşturması ve sarkmasıdır.

Labiomandibular kort (fold): Labiomandibular kort, ağzın köşesinden mandibula sınırına kadar uzanır ve yaşla öne çıkar. Depresif anguli oris kası (DAO) kortun medial ve lateral sınırlarını tanımlar. Mandibular tutucu ligamanın bağlanması, labiomandibular kortun anterior ve medial olarak daha fazla yerleşmesine neden olur.

Gülme çizgisi (Marionette line): Gülme çizgisi, ağzın köşesinden aşağıya doğru ilerleyen uzun, dikey bir çizgidir. Sıklıkla yaşla birlikte, bilinmeyen nedenlerle görülür. Daha az yağlı dokuya sahip kişilerde, daha fazla yağ dokuya sahip kişilerden daha belirgindir. Bu çizgiye “hayal kırıklığı çizgisi” de denir.

Mentolabiyal kırışıklıklar (veya oluklar): Mentolabiyal kırışıklıklar, alt dudak ve çene (mentum) arasında bir veya daha fazla görülen yatay kırışıklıklardır. Bu kırışıklıklar orbicularis oris kası ile mentalis kası arasında uzanır.

Yanak ortası oluğu (Midcheek furrow): Midcheek oluğu, nazojugal oluğu, burnun lateral yönünden ön yanaktan daha üstte olan bölgeye uzatan aşağı ve yanal bir bant veya karıktır. Bu bant yanaktan aşağı taşabilir. Yaşla birlikte, yanak ve orta yüz aşağı ve orta olarak sarkar ve bant, zigomatik kütanöz ligamanın bu bölgedeki cilde bağlandığı aynı yükseklikte zigomatik kemiğin alt kenarı boyunca oluşur.

Nazojugal oluk (Nasojugal groove): Nazojugal oluk, alt kapak ile yanak arasındaki sınırdır ve medial canthusdan aşağı doğru akar. Nazojugal oluk bölgesi, orbicularis oculi kasının alt sınırına karşılık gelir. Yaşla birlikte, bu oluk midcheek kırığına doğru aşağıya doğru devam eder.

Nazolabial oluk (Nasolabial fold): Nazolabial kort, nazal alanın yanından başlar ve üst dudak ile yanak arasında eğik bir şekilde uzanır. Yaşla birlikte, ön yanağın cilt altı yağ dokusu sarkar ve katın derinleşmesine ve aşağı doğru hareket etmesine neden olur. Ön yanağın yağ dokusu, fasyanın, cildin, üst dudak yükseltici kasların kutanöz yerleşimlerinin ve bu bölgedeki cildin zygomaticus ana kasının deri altına yerleştirilmesinden dolayı nazolabial kattan aşağı inemez. Ek olarak, yüz alanı, değişken derinliklerde nazolabial katlamının altına yatma eğilimindedir.

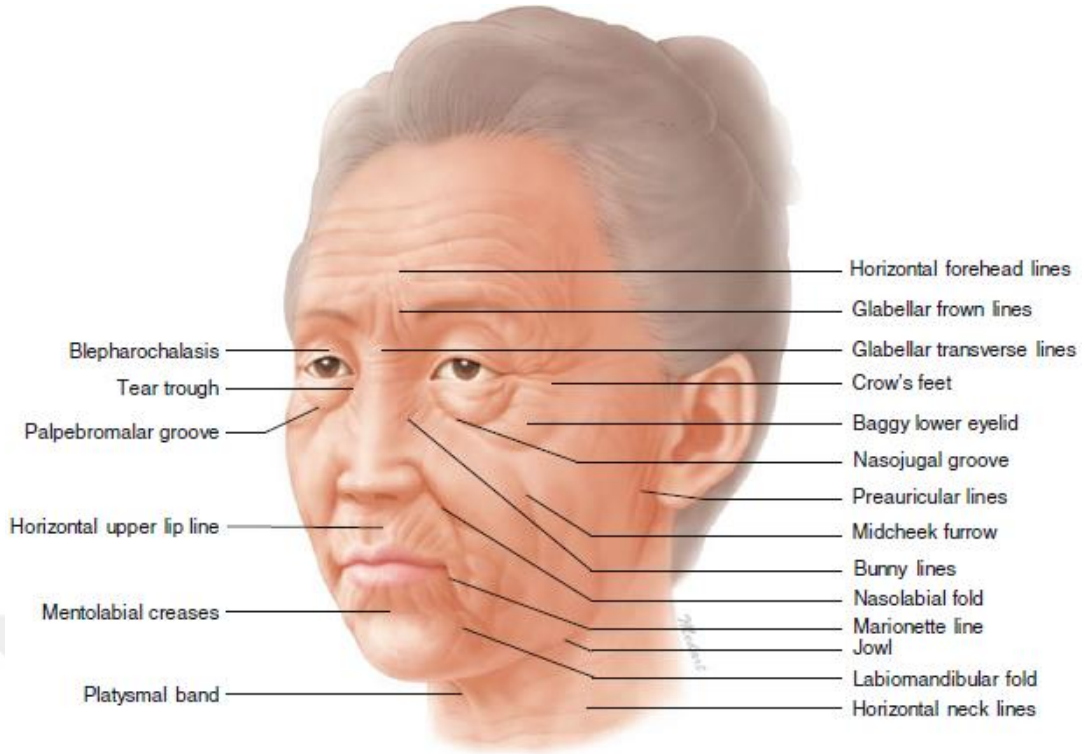
Palpebromalar oluk (groove): Palpebromalar oluk, alt kapak ve malar bölge arasındaki sınırdır.

Preauriküler çizgiler (Preauricular lines): Periauriküler çizgiler, trajyonun, kulak lobülünün ve kulak kepeçlerinin ön bölgesinin yakınında bulunan çeşitli dikey cilt çizgileridir.

Ptotik çene (Ptotic chin): Ptotik çene, derinleşmiş bir alt kıvrım ile ilişkili düz ve sözleşmeli bir çenedir.

Gözyaşı çukuru (Tear trough): Gözyaşı çukuru, medial canthuslardan kaynaklanan ve infraorbital marj ile birlikte yan yana ilerleyen bir çizgidir. Yaşla birlikte, yörüngenin alt ve orta kısımları, alanı kaplayan yumuşak dokuların (cilt, kas ve yağ) kasılmasından kaynaklanır. Gözyaşı çukuru, orbicularis tutucu ligamanın medial kısmının ve orbicularis oculi kasının medial kas bandının liflerinin ciltle temas etme şekline göre çeşitli şekillerdedir.

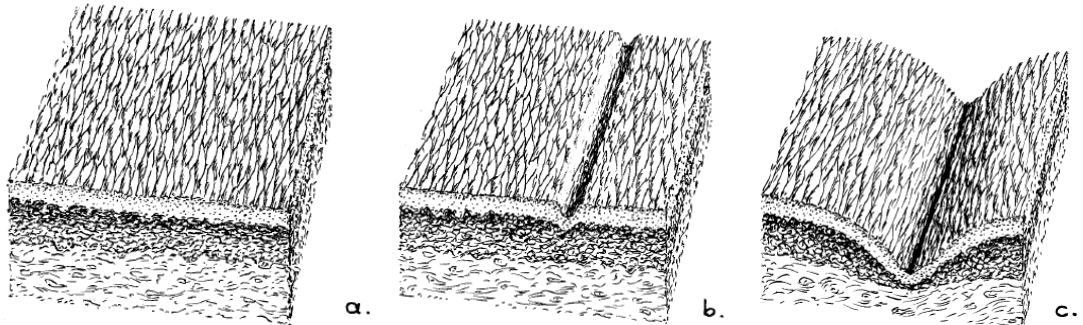
Dikey dudak çizgisi (Vertical lip line): Yaşlanma işlenirken, diş kaybolur ve alveoler kemik emilir. Perioral kas ve dudak kasılmalarına neden olur, bu nedenle dikey dudak çizgisi vermilyon sınırında belirir [4].



Şekil 2.1: Yüzde incelenen kırışıklık alanları [4]

2.1.2 Yüzde görülen yaşlanmaya bağlı değişimler

Yüzeysel kırışıklıklar, cilt yaşının içsel yaşlanmasından ve topografik olarak tanımlanmış alanların foto yaşlanmasından kaynaklanan dokusal değişimleriyle ilişkilidir. İnce kırışıklık çizgileri ilk başta ayırık olarak meydana gelip, daha sonra zamanla gruplandırılmış ve çok yönlü forma dönüşebilir [5].



Şekil 2.2 : Cilt derisindeki dokusal değişimler: (a) kırışıklık, (b) mimetik kırışıklıklar ve (c) oluklar [5]

Genel olarak çizgiler (kısmi kalınlıkta) veya oluklar (tam kalınlık) olarak adlandırılan mimetik kırışıklıklar, tekrarlanan yüz hareketleri ve ifadelerin dermal elastoz ile birleşerek neden olduğu derin dermal kırışmanın görünür etkileridir. Dolayısıyla cilt altında yatan yüz kaslarının yönüne diktir. Alın ve kaş arası (glabellar) çizgileri, nazolabial kıvrımlar, radyal dudak çizgileri, marionette çizgileri ve ağzın köşelerindeki çizgiler olarak yaşlanma ile ortaya çıkarlar [5].

Glabellar çizgiler, sıklıkla kaş çatma ve periorbital çizgiler ve nazolabial kıvrımlar gülme sonucu oluşur. Bununla birlikte radyal dudak ve marionette çizgileri çiğneme sırasında taklit kasların birlikte hareket etmesinden kaynaklanır.

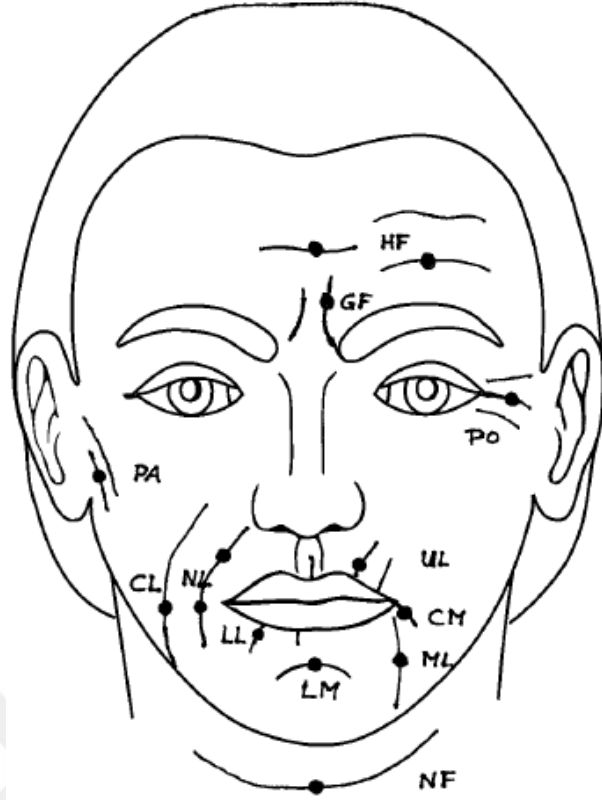
Kıvrımlar, genetik gevşeklik, iç yaşlanma, ton kaybı, kemik atrofisi, yerçekimi ve buna bağlı olarak sarkmanın neden olduğu örtüşen cildin bir sonucudur. Blefaroptozda üst ve alt kapak kıvrımları, orta yüz sarkmasında nazolabial kıvrımlar ve gevşek deride yatay boyun kıvrımları şeklinde görülürler.

Mimik kırışıklıkların ve kıvrımların kombinasyonları yaygın olarak bulunur. Örneğin, sarkan bir nazolabial kat, merkezde bir kırışıklık veya karık ortaya çıkararak manuel yükselme ile geçici olarak elimine edilebilir [6].

Kırışıklık derinliğinin değerlendirilmesi ve ölçülmesi için anatomik referans noktaları Şekil 2.3'te verilmiştir. Kırışıklığın en derin noktası bu noktanın dışındaysa, ayrı olarak işaretlenebilir veya tanımlanabilir. HF, yatay alın çizgilerini; GF, glabellar kaş çatma çizgilerini; PO, periorbital çizgileri; PA, preauriküler çizgileri; CL, yanak çizgilerini; NL, nazolabial kıvrımları; UL, üst radyal dudak çizgilerini; LL, alt radyal dudak çizgilerini; CM, ağız çizgilerinin köşesini; ML, marionette çizgilerini, LM, labiomentel kıvrımı; NF, yatay boyun kıvrımlarını simgelemektedir [5].

2.3 Yüzde Yaş Tahminine Yönelik Mevcut Çalışmalar

İnsan yüzü, bireyleri cinsiyet, duygu ya da yaş açısından karakterize eden temel özelliklerden biridir [7-10]. Bu özelliklerin arasında yaş, üzerinde büyüklük ve cilt yapısı gibi çeşitli varyasyonların ortaya çıkmasına neden olduğundan yüz ile doğrudan ilişki içindedir. Yaşlanma üzerindeki bu kademeli değişim ve varyasyonlar analiz edilerek, bireyin yaşı, kendine özgü yüz görüntüsü için bazı desenler çıkarılarak otomatik yaş tahmini yapılabilmektedir [11-13].



Şekil 2.3 : Kırışıklık derinliğinin değerlendirilmesi ve ölçülmesi için anatomik referans noktaları [5]

Diğer bir deyişle, otomatik yaş kestirimi, belirli bir kişiye kendi yüz resmini temel olarak bir yaş etiketi atama sürecidir. Erkeklerde yüz yaşlanma süreci kadınlara göre farklı ilerleyebilmektedir. Bir kadının yüz görüntüsü, makyaj ya da cilt bakım ürünleri kullanımının kadınlarda daha yaygın olması nedeniyle bir erkekte daha genç bir izlenim verebilmektedir. Bu bakımdan, kadınlarda yaş tahmini için ayırt edici özelliklerin çıkarılması erkeklere göre daha zordur. Bu durum açık bir problem olarak kabul görmektedir [14]. Literatürde günümüze dek yayınlanan çalışmalar incelendiğinde, kişilerin yüz yaşının tahmini konusu, yüzde yaşlanma alanında aktif olan araştırmacılar arasında en popüler olanıdır. Yaş tahminine olan ilginin artması, kullanıcı yaşı bilgisi gerektiren çoğu uygulamada kullanılacak yaş tahminleri sağlayabilen sağlam yaş algoritmalarının geliştirilmesine neden olmuştur. Genel olarak iki temel alana yönelim görülmüştür. Bunlardan biri, biyolojik temellerden esinlenen verici özelliklerin kullanılmasıdır [15,16,17]. Diğeri ise yaş etiketi dağılımlarının ve sıralamasının kullanılmasıdır [18,19,20]. Ayrıca, yaşla ilgili bilgileri içeren yüz alanlarından çeşitli özniteliklerin araştırılmasına yönelik çalışmalar da gelecek vaat etmektedir [21].

Günümüz teknolojisinde yaş tahmininde kullanılan araştırma yöntemleri çeşitli veri kaynaklarına odaklanmaktadır. Bunlardan ilki kısıtlanmamış görüntülerdir. Gözetim kameraları gibi tamamen kısıtlanmamış koşullarda çekilen görüntülerle yaş tahmini algoritmaları geliştirmesi üzerine çalışmalar yürütülmektedir. Guo ve Zhang tarafından gerçekleştirilen yakın zamanlı çalışmalar, farklı etnik kökenlerden oluşan popülasyonlar için kullanılabilir genelleştirilmiş yaş tahmin algoritmaları geliştirmeye yönelik farklı görüntüleme koşullarına uyum sağlayan yaş tahmin algoritmaları geliştirmenin temelini de oluşturabilir [22].

Bir diğer kaynak ise video dizileridir. Halen yaş tahminindeki araştırma çalışmalarının büyük bölümü statik görüntülerle ilgilenmektedir. Bununla birlikte, hem yüz hareketlerini hem de ifadeleri içeren geçici bilgiler aynı zamanda yaşa bağlı önemli ipuçlarının çıkarılmasına imkan tanımaktadır. Benzer bir senaryo olan ifade tanıma çalışmalarında, yüz hareketlerinin ifadeleri yorumlamak için önemli olduğu ortaya çıktıkça, statik görüntülerle uğraşmaktan yavaş yavaş uzaklaşan yöntemler üzerine çalışılmaya başlanmıştır [23]. Yüz yaşı tahminini iyileştirmek için yüz dinamiklerini kullanmanın erken bir örneği, Dibeklioğlu ve arkadaşları tarafından sunulmuş olup, burada 11 yüz işaretinin yeri, gözlerde karşılaşılan hareket dinamikleri ile ilgili ölçüler, yanak ve ağız tanımlanmıştır [24]. UvA-NEMO gülümseme veri tabanı kullanılarak yapılan deneysel değerlendirme sonuçlarına göre, görünüme dayalı ölçümler dinamik yüz ölçümleriyle birleştirildiğinde yaş tahmini sonuçlarının iyileştirilebileceği gösterilmiştir [25].

Bunların yanında, yüz görüntüsünün tek başına yeterli olamayacağının öne sürüldüğü çok modlu yaş kestirimi çalışmaları da mevcuttur. Yüz dışında yaşlanma diğer vücut bölgelerini de etkilemektedir [26]. Dolayısıyla çok modlu yaklaşımlar daha doğru yaş kestirimine yol açabilir. Literatürde yürüyüş [27], kafa hareketleri [28] ve parmak izleri [29] gibi bireysel biyometrik yöntemlere dayanan yaş tahmini geliştirmeye yönelik bazı girişimler bildirilmiş olmasına rağmen, çok modlu biyometrik yaş tahmini konusunun yakın gelecekte önemli bir araştırma alanı haline geleceği tahmin edilmektedir. Bu doğrultuda, yaş tahmini için 3B görüntülerin kullanımının da algoritmaların iyileştirilmesinde etkili olacağı gözlenmiştir [30].

Yaş tahmininde izlenecek metod serisine bakıldığında ise tipik bir yaş tahmini çalışması için iki temel aşama olan öznitelik çıkarımı ve sınıflama algoritmalarının uygulanması hedeflenmektedir [31-33]. İlk adımda, girdi olan yüz görüntüsünden yaş

üzerine bilgilendirici özellik unsurlarının çıkarılması için etkili bir yöntem kullanılır [34]. Bu bağlamda, yaş manifoldu [35,36], aktif görünüm modeli (AAM) [37] ve yaşlanma deseni alt tabanı (AGES) gibi çeşitli öznitelik çıkarma yöntemleri önerilmiştir [38-39]. AAM'ın temel katkısı, modellerin eşleşen bileşenlerini bulmak için yüz görüntüsünün tahmini görünüm modelini hedef görüntü ile karşılaştırmasıdır. Manifold öğrenme tekniği, manifold veri örneklerinin, yaş tahmini görevi için örnekler üzerinde doğrusal bir regresyon yönteminin eğitildiği yeterli bir düşük boyutlu gömme alanında modellenmesine dayanır. AGES'da ise, farklı yüzlerdeki bireysel yüz görüntülerinin öznitelik vektörlerinin çıkarılması için bir görünüm modeli kullanılmıştır [40]. Devamında her bireyin yaşlanma modelini oluşturmak için çıkarılan öznitelik vektörüne dayanan temsili bir alt alan oluşturulmuştur.

Tipik bir yaş kestirimi yönteminin ikinci adımı, öznitelik vektörü üzerine bir öğrenme yaklaşımı eğitimidir. Literatürde bu tür öğrenme yöntemlerinin işlendiği birçok çalışma mevcuttur. Cula ve ekibi, sayısal görüntü filtrelemesi ile yakalanan uzatılmış mekansal özelliklerin yönünü ve frekansını tahmin etmeye dayalı, yüz kırıksıklarının otomatik tespiti için bir algoritma geliştirmiştir [41]. Mawale ve ekibi ise internetten toplanan ve FG-NET yaşlanma veri tabanından alınan görüntüler kullanarak Gabor süzgeci ile kırıksıklık tanıma işlemleri gerçeklemiştir [42]. Bunun yanı sıra Choi ve ekibi yaş tahmini konusuna kırıksıklıkları da dahil ederek yerel ikili örüntü (LBP) ve Gabor süzgeci yöntemleriyle öznitelik çıkarımı gerçekleştirmiştir [43]. Aznar ve arkadaşları kırıksıklığın yaş ile arasındaki etkiyi incelemiş ve aralarında bağ olduğunu belirtmişlerdir [44]. Canny kenar bulma algoritması kullanılarak kırıksıklık tanıma için geliştirilen bir yöntemde ise algoritma sınırları yakaladığından verimli sonuçlar elde edilememiştir [45].

Frangi Filter (FRF) ise yine kırıksıklık tanıma için sunulan diğer bir başarıyı yüksek geçerli kabul edilen yöntemdir [46]. Çanak ve Kamaşak tarafından yapılan çalışmada ise alın bölgesindeki kırıksıklıkların derecelendirilmesi için ikili yerel örüntülerle çıkartılan öznitelikler ve Gabor süzgeci ve bağlı bileşen analizi tabanlı sınıflayıcılar kullanılmıştır. LBP yerel uzamsal yapıyı betimlemede kullanılan parametrik olmayan bir operatördür. İyi bir doku tanımlayıcısıdır. Gabor süzgeci ise eldeki imgelerin filtrelenerek faz değerlerinin eldesini sağlamaktadır ve bu da kırıksıklık kenar bölgelerinin bulunmasına imkan tanımaktadır [47].

Li ve arkadaşlarının yapmış olduğu çalışmada yaş tahmini yönteminin performansını iyileştirmek için ikinci dereceden işlevli bir regresyon yöntemi önerilmiştir [48]. Ayrıca, bu çalışma önceki sisteme üç hiyerarşik mimarinin önerilmesiyle geliştirilmiştir [49].

Yaş tahmini denemeleri çoğu uygulama için yeterli hata seviyelerine ulaşmıştır. Ancak, geleneksel yaş eşikleri olarak kullanılan yaşları içeren yaş tahmini görevlerinde hala iyileştirmelere ihtiyaç duyulmaktadır. Ayrıca yukarıda belirtilen çalışmaları desteklemek için, literatürde temiz görüntüleme (clean imaging) olarak adlandırılan kırışıklık analizini ve yaş tahmininde kullanılan özniteliklerin yorumlanmasını önleyecek artefaktların bulunmadığı görseller içeren, sınırlandırılmamış görüntüler, video dizileri, geniş yaş gruplarına ayrılmış 3D taramalar ve çok modlu biyometrik numuneler içeren yeni yaşlanma veri setleri geliştirilmesine açık bir ihtiyaç mevcuttur.

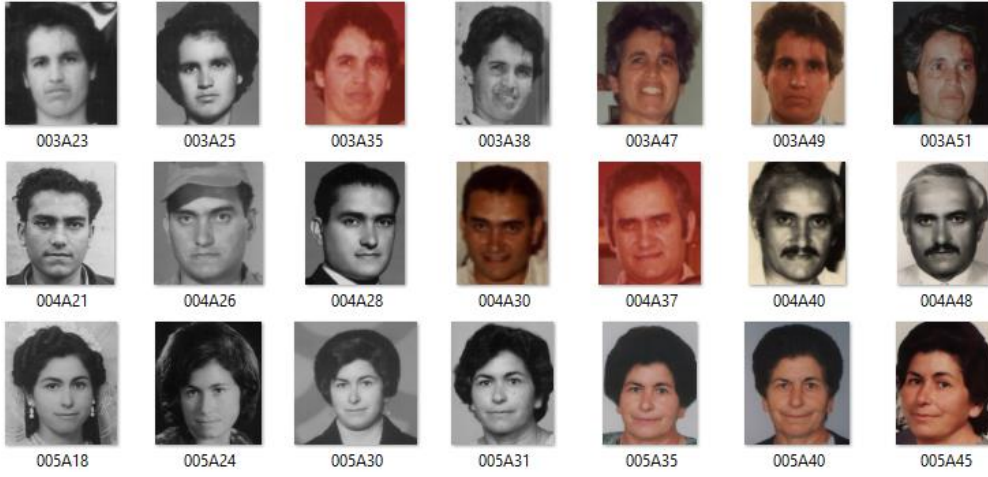
Tipik bir yaş kestirimi yönteminin verimliliğinin, yukarıda belirtilen adımlara bağlı olduğunu, verimsiz bir öznitelik vektöründe uygun bir öğrenme yönteminin eğitiminin veya etkileyici bir özellik vektöründe zayıf bir yöntem eğitiminin düşük performansa neden olacağına dikkat etmek önerilen çalışmanın etkinliği için büyük önem taşımaktadır. Gerçekleştirilen tez çalışmasında bu tür problemleri çözmek için hem özellik çıkarımının hem de öğrenme adımlarının performansının iyileştirilmesi için yeni bir yaş tahmini yöntemi önerilmektedir. Önerilen yöntemde, tam bilgilendirici ve etkileyici özellik elemanlarını çıkarmak için Gabor süzgeci, LBP doku özellikleri ve kırışıklık indeksinin bir kombinasyonu kullanılmıştır. Yüz özelliklerinin çeşitliliği görüntü dokusunda görüldüğü için, Gabor süzgecinin ve LBP özelliklerinin bir yaş kestirim sisteminde kullanılması kesinlikle kestirimin kalitesini artırır. Ayrıca, kırışıklık indisi hesabı, yaşlanma sürecinden etkilenen yüz bölgelerinin ilinti seviyeleriyle oranlandığında daha verimli sonuçlar elde edilmiştir.

3. VERİ SETİ

Yaş tahmini çalışmaları için kullanılan veri setlerinde yüksek sayıda katılımcı sayısı, her katılımcıya ait yeterli sayıda örnek, her yaş aralığından yeterli sayıda katılımcı bulunması, fotoğrafların aynı ışık ve açı ile çekilmesi, gözlük, şapka, sakal, piercing ve cilt makyajı gibi görüntü artefaktlarının bulunmaması algoritmanın doğruluk performansında etkilidir. Bu çeşitlilik ve doğruluk hedeflerini sağlamak adına gerçekleştirilen tez çalışmasında kullanılacak veri seti için birden fazla kaynak seçilmiştir. Akademik araştırmalarda kullanıma açık iki yaşlanma veri tabanının (MORPH ve FG-NET) bulunması, son on yılda bilgisayarlı görü alanında çalışanlar arasında yüz yaşlanması ile ilgili araştırmalara olan ilginin artmasında önemli bir rol oynamıştır. Cinsiyet ve yaş kriterlerinde oldukça geniş bir çeşitlilik kapsamına sahip bu veri setlerinin kullanımı çalışmanın yürütülmesine büyük olanak sağlamıştır. Öte yandan bu veri setlerinde bulunan resimlerin sebep olduğu artefaktların ve yanlış etiketlemelerin çalışma sonuçlarına etkisini azaltmak amacıyla, literatürde mevcut olan veri setlerinin yanında çalışma kapsamında kullanılmak üzere sıfırdan bir ek veri seti de oluşturulmuştur.

3.1 FG-NET Veri Tabanı

FG-NET Yaşlanma Veri Tabanı, farklı yaşlardaki birçok deneğe ait yüz görüntülerini içeren bir görüntü veri tabanıdır. Veri tabanı 2004 yılında, yaşlanmanın neden olduğu yüz görünümündeki değişiklikleri anlamaya yönelik araştırma faaliyetlerini desteklemek amacıyla yayımlanmıştır. O zamandan beri bu veri tabanı, yaş tahmini, yaş değişmez yüz tanıma ve yaşın ilerlemesi de dahil olmak üzere çeşitli disiplinlerde araştırma yapmak için kullanılmıştır [50]. Veri tabanında, yaşları yeni doğan ile 69 yaş arasında değişen 82 farklı denekten 1002 görüntü bulunmaktadır. Deneklere ait bazı örnek resimler Şekil 3.1’de verilmiştir. Veri tabanı, Avrupa Birliği projesi FG-Net’in (Yüz ve Jest Tanıma Araştırma Ağı) bir parçası olarak oluşturulmuştur [51].



Şekil 3.1 : FG-Net veri tabanından örnek resimler

3.2 MORPH Veri Tabanı

Akademik MORPH veri tabanı (ticari olmayan), aynı deneğe ait çok sayıda görüntü (boyuna) ile 5 yıl içerisinde oluşturulmuştur. Oluşturulan veri tabanı kontrollü bir koleksiyon değildir (gerçek dünya koşullarında toplanmıştır) [52]. Ayrıca veri kümesi yaş, cinsiyet ve ırk biçiminde meta veriler içermektedir. Veri tabanında 13618 deneğin 55134 görüntüsü mevcuttur. Katılımcıların yaşları 16 ile 77 arasında değişmekte olup, yaş ortalaması 33'tür. Birey başına ortalama görüntü sayısı 4'tür [Url-1].



Şekil 3.2 : MORPH veri tabanından örnek resimler [53]

3.3 Yeni Veri Tabanı Oluşturulması ve Etik Kurul İzni

Veri tabanı oluşturulurken dikkat edilen en önemli hususlardan biri tüm fotoğrafların aynı ışık ve açı ile çekilmiş olmasıdır. Yüz resmi çekilen kişilerin dik ve sabit bir pozisyonda olmaları gerekmektedir. Aynı zamanda görselde yüze düşen saç, sakal, bıyık ya da gözlük, küpe, piercing vb. aksesuarların varlığı da görüntü işleme esnasında artefaktlara neden olabilir. Çekimler esnasında bu detaylar da dikkate alınmıştır. Ancak algoritmanın gerçeklikten uzaklaşmaması adına veri setinde sakallı kişilere de yer verilmiş ve bu durumun algoritmanın tahmin performansına etkisi de irdelenmiştir.

Katılımcılardan alınan fotoğraflar Nikon marka D70 model profesyonel fotoğraf makinesi ile çekilmiş ve bu makinenin sağladığı otomatik hizalama özelliği ile katılımcıların kırışıklık bölgelerine odaklanarak çekim yapılması planlanmıştır. Oluşturulan veri seti için süreç öncesinde TOBB ETÜ İnsani Araştırmalar Etik Kurulundan gerekli yasal izin belgesi, katılımcıların çalışmaya dahil olması esnasında imzalamaları gereken onaylı aydınlatılmış onam formuyla birlikte sırasıyla Ek-1 ve Ek-2’de sunulmuştur. Bu çalışmaya katılan gönüllülerden herhangi bir ücret istenmemiş, çalışmaya katıldıkları için de ek bir ödeme yapılmamıştır.

3.3.1 Veri seti için katılımcı kriterleri

Katılımcıların ciltlerinde hiçbir türden ten makyajı bulunmaması gerekmektedir. Buna ek olarak, algoritmanın aktif kullanımı esnasında etkinlik durumunda yanıltıcı olmaması adına sistemi eğitecek görüntüler için cilt bölgelerine son 1 yıl içerisinde herhangi bir operasyon uygulanmamış olması şart koşulmuştur. Katılımcılara ait görüntüler sabit ve mimiksiz pozisyonlarda alınmıştır.

3.3.2 Oluşturulan veri seti içeriği

Her çekimde katılımcıların ardışık olarak flaşlı ve flaşsız fotoğrafları çekilmiştir. Toplamda 60 katılımcıdan çoklu imge serileri elde edilmiştir. Elde edilen görüntüler için, katılımcıların her iki kaşının orta noktalarına el ile işaretleme yapılarak bu iki yerin ortası her görüntü için üst üste olacak şekilde eş konumlarla görüntüleme sağlanması amaçlanmıştır. Katılımcılara ait cinsiyet ve yaş dağılımı Çizelge 3.1’de verilmiştir. Katılımcılara ait örnek veri resimleri Şekil 3.3’te verilmiştir.

Çizelge 3.1 : Oluşturulan yeni veri setine ait katılımcı bilgileri

Sınıf	Kadın	Erkek	Yaşlar	Total
18-25	3	1	24,25(2)/22	4
26-33	10	5	26(4),27,28,29,32(2),33/26,27,28,32(2)	15
34-41	2	4	34,36/36,37,38,41	6
42-49	5	9	43,44,46,47(2)/43(2),44(2),46(2),47(2),48	14
50-57	7	8	50(3),52,53,54,56/50,52,54(2),55,56,57(2)	15
58-64	2	3	63(2)/58,59,60	5
65+	1	0	65/	1
TOPLAM	30	30	22-65	60



Şekil 3.3 : Yeni oluşturulan veri tabanından örnek resimler

4. İLGİ BÖLGELERİNİN BÖLÜTLENMESİ VE ÖZİNİTELİK ÇIKARIMI

Yapılan tez çalışması kapsamında etik kurul izni alınmış katılımcıların yüz bölgelerine ait 60 adet fotoğraf kullanılmıştır. Katılımcılara ait demografik bilgiler anonimize edilerek resimler dosyalanmış ve işlemlere başlanmıştır. Veri tabanına JPEG formatında kaydedilen bu görüntüler, işleme hızını artırmak ve işlem hafızasını düşürmek amacıyla RGB görüntülerden gri seviyeli görüntülere çevrilmiştir. Aynı zamanda programlamada görüntü işleme algoritmalarında kullanılan birçok filtre komutu yalnızca 2 boyutlu görüntülerde kullanılabildiğinden bu dönüşüm zorunlu hale gelmiştir. 8 bitlik görüntülerde 0-255 arasında değişen gri seviye görülmektedir. Bu değer aralığında 0 siyaha karşılık gelirken, 255 beyaz renge karşılık gelmektedir. Çözünürlüğü 1772x1772 olan bu görüntülerden her biri bellekte yaklaşık 2 MB yer kaplamaktadır.

4.1 İris Noktalarının Tespiti ve İlgili Bölgelerinin Çıkarılması

Kuramsal temeller bölümünde değinilmiş olan yüz bölgelerinin ve kırışıklık alanlarının belirlenip ayrıştırılabilmesi için yüzde belli hedef noktaları seçilerek işaretlemeler yapılmıştır. Bu aşamada ilk olarak iris bölgelerinin konumları belirlenmiştir. Devamında elde edilen konumlar kullanılarak burun ve ağız bölgeleri tespit edilerek çevre bölgelere erişim sağlanmıştır.

4.1.1 İris bölgelerinin tespiti

Yüzde işaretlenmesi hedeflenen alın kısmı, yanakların üst kısmı, göz kapağı bölgeleri, göz köşesi bölgeleri, yanak olukları ve çene çizgisi bölgeleri için ilk olarak iris bölgeleri işaretlenmiştir. İris bölgelerinin işaretlenmesinde gözün korneası ile irisler arasındaki renk dönüşümlerinin, piksellerin içerdiği yoğunluk değerlerindeki ani değişimlerden yararlanılmıştır.

Yukarıda söz edilen 0-255 değer aralığında kornea bölgesi 255 seviyesine yaklaşan değerlerde görülürken, iris alanına geçiş esnasında piksel değerlerinde 0 seviyelerine yaklaşan ani düşüşler görülmüştür. Bu değişimler sayesinde iris bölgeleri tespit edilmiştir. Örnek iris bölgesi işaretlemesi Şekil 4.1’de verilmiştir.



Şekil 4.1 : Tespit edilen iris bölgelerinin gösterimi

4.1.2 İlgili bölgelerinin çıkarılması

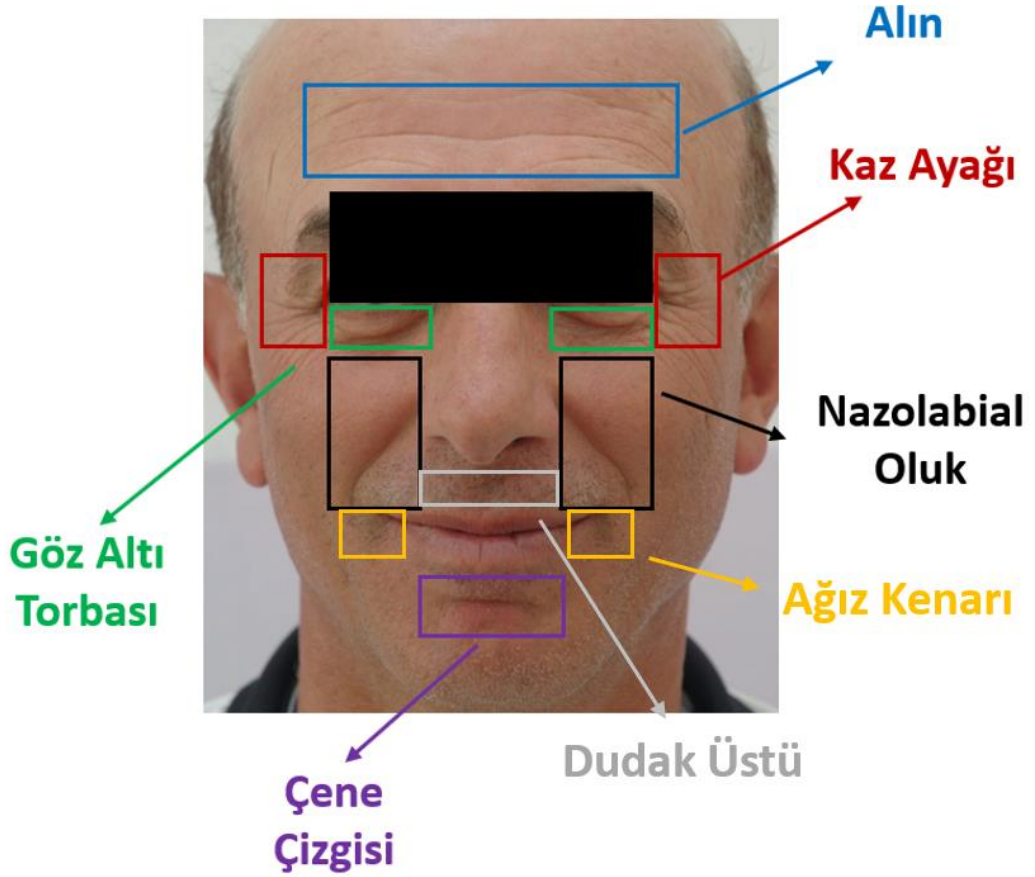
İşaretlenen iris bölgeleri üzerinden, sağ gözün (x_r, y_r) ve sol gözün (x_l, y_l) orta nokta pozisyonları belirlendikten sonra, iki göz küresi arasındaki mesafe d eşitlik 4.1 ile hesaplanır:

$$d = \sqrt{(x_r - x_l)^2 + (y_r - y_l)^2} \quad (4.1)$$

Görüntü matrisine uygulanan denklem ile yüzün geometrik yapısına dayanarak, gözler ve kaşlar arasındaki dikey mesafe $0,4 * d$ olarak ayarlanabilir [54]. Bu mesafe kişiden kişiye göz çukuru ve burun aralığı değişebileceğinden 0,3 ile 0,4 arasında değerlerle irdelenmiştir. Kaşlar bölgesinin üzerinde seçilen alın kısmı, $d * (0,5 * d)$ boyutunda bir dikdörtgendir. Devamında iki kaş arasındaki bölge ve iki göz köşesinin yanındaki bölgeler seçilir.

İnsan yüzündeki burun kısmına kadar uzanan gözlerin tam altındaki dikdörtgen bölge göz kapağı kısmı olarak kabul edilir. Kuramsal temeller bölümünde yüze ait detaylı estetik terminolojisi ile yer alan tüm bölümler açıklanmıştır. Ancak yapılan tez çalışmasında yaş tahmini algoritmaları için seçilen ilgi bölgeleri, uzman hekimlerce cilt yaşlanması üzerine uygulanan teşhis ve tedavi yöntemlerinde tercih edilen öncelikli bölgelerdir. İşaretlenen bölgeler, yaşlanma bazlı 4 bölge ve mimik bazlı 4 bölgeden oluşan toplam 8 bölge halinde Şekil 4.2’de verilmiştir.

Gösterilen 7 bölgenin yanında, alın bölgesinin altında bulunan kaş arası bölgesi kişinin yüz resminin etik kurul kararları nedeniyle tam yayınlanamamasından ötürü kapama bloğunun altında kalmaktadır. Ancak Bölüm 2’de verilen Şekil 2.1’de görülebilmektedir.



Şekil 4.2 : İşaretlenen kırışıklık bölgeleri

4.2 İlgili Bölgelerinin Yaşla İlişkiye Göre Sıralanması

Gerçekleştirilen tez çalışmasında yaş tahmini algoritmaları uzman hekimlerce tercih edilen 8 öncelikli bölge seçilmiştir. Ancak yüzde oluşan kırışıklıklar bu belli bölgeler üzerinden incelenmesine rağmen, kendi içlerinde oluşum nedenlerine bağlı olarak bir öncelik sıralamasına tabi tutulur. Yaş üzerinden bakıldığında zaman her kırışıklık bölgesinin oluşum temeline bağlı olarak yaş üzerindeki etkisi de değişmektedir. Bu bölgeler temelde 2 sınıfa bağlanmaktadır. Bunlar mimik tabanlı olan kırışıklıklar ve yaşa bağlı olan kırışıklıklardır. İki ana sınıf da kendi içerisinde bir etki sırasına sahiptir. Mimik, kişilerin yüz hareketleriyle duygu ve düşüncelerini anlatma sanatı olarak tanımlanmaktadır [Url-2].

Seçilen bölgeler içerisinde kaş arası, alın, kaz ayakları ve dudak üstü (mimikten etkilenme seviyesine göre çoktan aza) mimik tabanlı kırışıklıkların ağırlıklı olduğu bölgelerdir. Ancak bu bölgelerin de yaş üzerinde etkisi bulunduğu tahmin algoritmasında bu bölgelere de yer verilmiştir.

Diğer grup yaşla doğrudan ilintili olan bölgeleri içermektedir. Seçilen bölgeler içerisinde oluk bölgesi, çene bölgesi, ağız kenarı ve gözaltı torbaları (yaştan etkilenme seviyesine göre çoktan aza) yaşa bağlı kırışıklıkların ağırlıklı olduğu bölgelerdir. Geliştirilen tahmin sisteminde bu etki sıralamaları da göz önüne alınarak sınıflandırma gerçekleştirilmiştir.

4.3 Tespit Edilen Kırışıklıklar İçin Öznitelik Çıkarımı

Sınıflandırma uygulamalarında, ayrıştırılacak verilerin birbirlerine göre farklılıklarını ya da birbirlerine benzerliklerini ortaya çıkaran bazı özelliklere ihtiyaç duyulur. Bu özellikler sınıflandırılacak verinin türüne ya da boyutuna göre oldukça farklılık gösterebilir. Bu özelliklere öznitelik adı verilmektedir. Sınıflandırmanın temel aşamalarından birisi de öznitelik çıkarımıdır. Belirlenen öznitelikler için her veriye ait bir öznitelik vektörü oluşturulur.

Yaş tahmini uygulamalarında kullanılan öznitelikler de algoritmanın uygulanma alanlarına göre farklılık göstermektedir. Bazı uygulamalar kişileri sadece çocuk yetişkin ve yaşlı gibi temel yaş gruplarına ayırırken, bazıları ise daha detaylı incelemeler içerirler. Bu tez kapsamında insan cildi üzerinde uygulanan yaşlanma karşıtı tıbbi tedavilerin ve kozmetik ürünlerinin etkinliğinin araştırılması hedeflendiğinden, insan cildinde yaşlanmayla doğru orantılı olarak gözlenen doku yapısındaki değişimleri simgeleyen öznitelikler tercih edilmiştir. Bu özellikleri simgeleyen parametreler; Gabor parametreleri, bu parametrelerin de desteğiyle elde edilen kırışıklık indisi ve yerel ikili örüntü katsayıları ile elde edilmiştir. Bunların yanında algoritma performansına etkilerini görmek amacıyla görüntülerde gözlük, sakal, bıyık vb. artefaktların bulunma durumu da öznitelik olarak kullanılmıştır. Kişinin fotoğrafında bunlardan biri bulunuyorsa bulunduğu bölge için öznitelik vektörüne hesaplama eklenmemiştir.

4.3.1 Gabor filtresi ve görüntü öznitelikleri

Yüz kırışıklıkları, cildin 3B özellikleridir ve çevresindeki cilt dokusunda ince süreksizlikler veya çatlaklar olarak görünür. Bununla birlikte, yüz kırışıklıkları cilt yüzey dokusunun kendine özgü doğası ve yansıtıcı özellikleri nedeniyle 2B görüntülerde ışıklandırma/elde etme koşulları ile kolayca maskelenebilir.

Yaşlanan cildin görüntü tabanlı analizine dayanan uygulamalarda kırışıklıklar eğrisel süreksizlik/ çatlak öznitelikleri gibi değil, daha çok doku gibi analiz edilirler. Kırışıklıkların neden olduğu cilt dokusundaki ince eğrisel süreksizlikleri vurgulamak için Gabor filtre bankasına dayanan görüntü özelliklerinin sınıflandırmada etkin öznitelikler olduğu literatürdeki uygulamalarda görülmüştür [55]. α açısına yönlendirilen gerçek Gabor filtresi çekirdek fonksiyonu eşitlik 4.2’de verilmiştir:

$$g(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_{x_1}\sigma_{x_2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_1'^2}{\sigma_{x_1}^2} + \frac{\gamma^2 x_2'^2}{\sigma_{x_2}^2} \right) \right] \cos(2\pi f x_1') \quad (4.2)$$

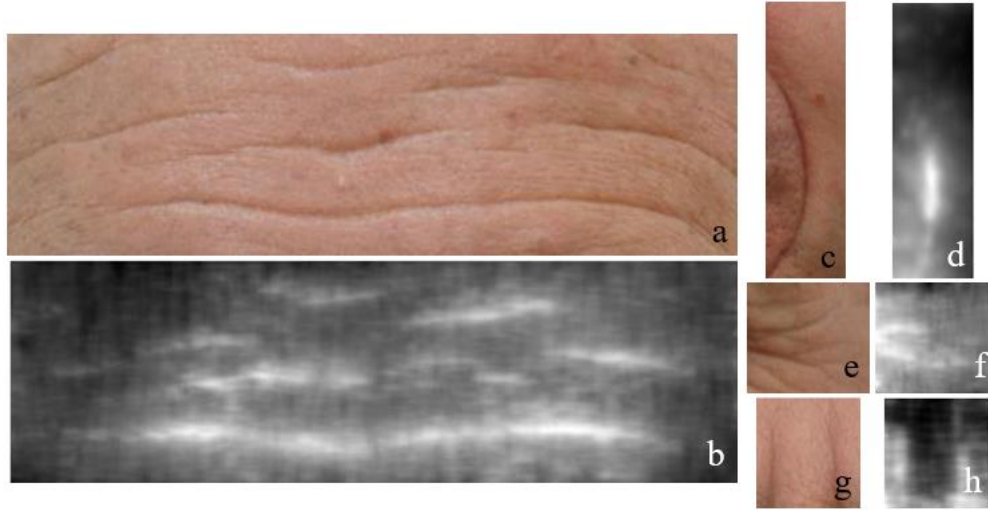
Burada σ_{x_1} ve σ_{x_2} parametreleri 2B Gauss zarfının ölçeğini belirtir. f sinüzoidin frekansını simgeler. γ da Gabor fonksiyonunun eliptikliğini veya uzamasını tanımlayan uzamsal en boy oranını verir. x_1 ve x_2 için ise değerler aşağıdaki gibidir:

$$\begin{bmatrix} x_1' \\ x_2' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

$\{g_k(x_1, x_2), k = 0, \dots, K - 1\}$ serisi $a_k = -\frac{\pi}{2} + \frac{\pi k}{K}$ açılara yönlendirilmiş Gabor filtrelerini simgelemektedir. Burada K , $\left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$ açı aralığındaki eşit aralıklı filtrelerin toplam sayısını temsil eder. Söz konusu filtre girdi resmine uygulanırsa, filtrelenen cevaplar arasında karşılık gelen maksimum genlik Eşitlik 4.4 ile hesaplanır.

$$I'(x_1, x_2) = \max_k (I_k^F(x_1, x_2)) \quad (4.4)$$

Maksimum genlik tepkisi $[0,1]$ aralığına normalize edilmiştir. Devamında Gabor filtresinin yüksek tepki ürettiği noktaların bulunduğu pikseller işaretlenmiştir. Buradan anlaşılacağı üzere kontrol edilen çıktı değerleri ortalama genlik ve ortalama karekök enerjidir. Gabor süzgecinden geçen örnek verilere ait genlik ve faz çıktıları Şekil 4.3’te verilmiştir.



Şekil 4.3: Kırışıklık bölgeleri için gabor çıktıları a) alın b) filtrelenmiş alın c) nazolabial oluk d) filtrelenmiş nazolabial oluk e) kaz ayağı f) filtrelenmiş kaz ayağı g) kaş arası h) filtrelenmiş kaş arası bölgesi

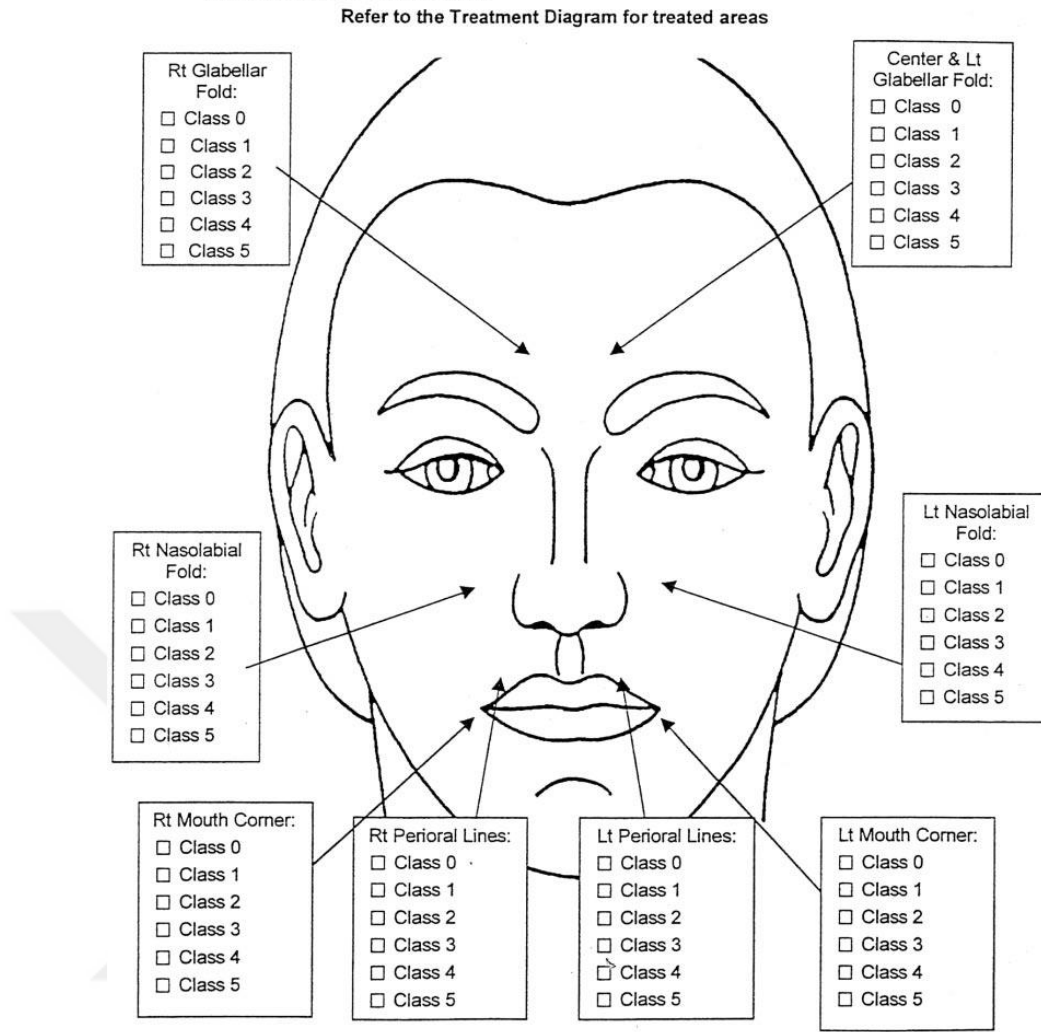
4.3.2 Kırışıklık indisi

Kırışıklık bölgelerinde görülen çizgi ve olukların derinlik ve boy değerleri hekime kişinin cilt yaşı hakkında önemli bilgiler sağlamaktadır. Bu kırışıklıkların sayısı uzanımı, boyu yaş sınıfını etkileyen özelliklerdir. Söz konusu kırışıklıklardan elde edilen bu değerlerle kişilere yaş etiketi atamak için bir indis önerilmiştir. Yüzde görülen kırışıklıkların lokalize edilmesi amacıyla görüntülerin 1.dereceden türevlerinin alınması, ardından Gabor süzgecinden geçirilerek ilgili bölgedeki kırışıklıkların boy ve derinlik değerleri üzerinden bir çalışma yürütülmüştür [41]. Kırışıklık boyu l , her lokal bölge için kırışıklığın çevresi lp_i 'nin, kırışıklığın alanı s 'ye oranı olarak Eşitlik 4.5 ile hesaplanmaktadır.

$$l = lp_i / s \quad (4.5)$$

Derinlik değeri ise Gabor süzgecinden elde edilmektedir [41]. Bu tez çalışmasında da seçilen yüz bölgeleri için kırışıklık indis değerleri hesaplanmış ve öznitelik vektörlerine eklenmiştir.

Kırışıklık bölgelerinde görülen kırışıklıklar boy ve derinlik değerlerine göre hekimler tarafından etiketlenerek değerlendirilmektedir. Bu etiketleme için kullanılan seviye diyagramı Şekil 4.4'de verilmiştir. Bu diyagram üzerinden yapılan skorumla seviyeleri Çizelge 4.1'de verilmiştir.



Şekil 4.4 : Hekimlerin tedavide kullandığı örnek kırışıklık diyagramı [5]

Çizelge 4.1 : Kırışıklık skorlama seviyeleri [5]

Seviye 0	Kırışıklık yok
Seviye 1	Sadece algılanabilir kırışıklık
Seviye 2	Sığ kırışıklıklar
Seviye 3	Orta derecede derin kırışıklık
Seviye 4	Derin kırışıklık, iyi tanımlanmış kenarlar
Seviye 5	Çok derin kırışıklık, fazla katlama

Kırışıklık boy ve derinlik hesabı üzerinden hesaplanan kırışıklık indisi yaşla ilintili olarak etki seviyelerine göre ağırlıklandırılmıştır. Elde edilen kırışıklık indisi değerleri Çizelge 4.1’de verilen etiketlemeye göre toplam 6 seviyede etiketlenmiştir.

4.3.3 Yerel ikili örüntü histogramı

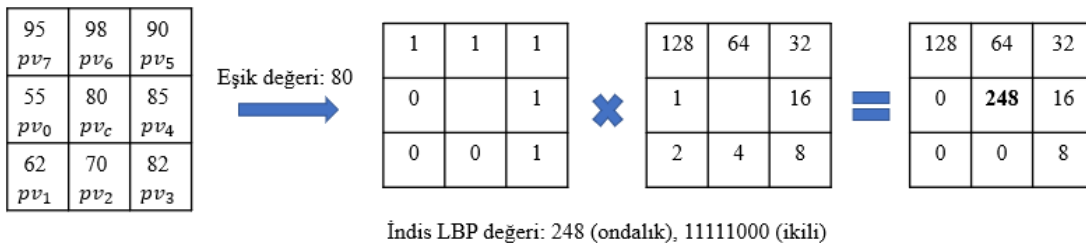
Son öznitelik parametresi olarak, kırıksıklıkların detaylı sınıflaması yanında aynı yaş grupları içerisinde benzer yüz yapılarının durumunu incelemek amacıyla veriler arasında yerel ikili örüntü (LBP) histogram değerlerine bakılmıştır. Histogram, bir veri kümesinde bulunan değerlerin sınıflandırılması ve oluşturulan bir sütun grafiği ile gösterilmesidir. Histogramda grafiğindeki sütunlar, normal sütun grafiğindeki gibi tek bir veriyi değil, çoklu bir grubu temsil etmektedir. Dolayısıyla sütunların isimlendirilmesi aralık değerleriyle yapılır.

LBP histogramı da Gabor öznitelikleri gibi doku tanımlayıcısı olarak etkin ve yaygın bir kullanım alanına sahiptir [56]. Görüntü içerisindeki yerel ikili örüntüler, lokal görüntü dokusunun önemli özniteliklerindedir. Bu örüntülerin görülme sıklığını LBP histogramı verdiğinden etkin bir doku özniteliği kabul edilmektedir [57]. Yerel ikili örüntüler Eşitlik 4.5 kullanılarak hesaplanır:

$$LBP_{P,R} = \sum_{j=0}^{P-1} \phi(pv_j - pv_c) \cdot 2^j \quad (4.5)$$

$$\phi(v) = \begin{cases} 1 & v \geq 0 \\ 0 & v < 0 \end{cases} \quad (4.6)$$

j pikselinin ve merkez pikselin piksel değerleri sırasıyla pv_j ve pv_c ile gösterilmektedir. Komşu piksellerin sayısı ve komşu piksellerin merkez pikselden uzaklığı ise sırasıyla P ve R ile gösterilmektedir. P=8 ve R=1 değerlerinin seçilmesiyle oluşan örnek LBP çerçevesinin gezdirildiği resim kesitindeki histogram değer hesaplamaları Şekil 4.5'te gösterilmiştir.



Şekil 4.5 : Örnek LBP uygulaması

Burada matris genliđi için seçilen eşik değeri üzerinden merkez matrisin 8 komşusu için sına ma yapılarak 0 ve 1 değeri ile sonuçlar indislere yerleştirilmiştir. Devamında matrislerin komşuluk numaraları üzerinde ikili katsayıları hesaplanıp ve indislere atanmıştır. Oluşan komşu indis değeri lerinin toplamı merkez indise yeni bir resim matrisinde atanarak LBP histogram matrisi değeri ler oluşturulur. Bu işlem LBP çerçevesi tüm resim üzerinde kaydırılarak tamamlanır.

Yüz bölgesinde seçilen alanlar ve çıkarılan öz nitelikler Çizelge 4.2’de verilmiştir. Söz konusu öz nitelikler Matlab ortamında eldeki veri setlerine gerekli görüntü işleme algoritmaları kullanılarak ve ilgili matematiksel işlemler uygulanarak elde edilmiş, her veri için gerekli öz nitelik vektörleri çıkarılmıştır. Bir sonraki bölümde bu öz nitelik vektörleri kullanılarak tahmin algoritması geliştirilmesi için gereken sınıflayıcılar açıklanmıştır.

Çizelge 4.2 : Sınıflandırma için kullanılan bölgeler ve çıkarılan öz nitelikler

Kullanılan Yüz Bölgeleri	Çıkarılan Öz nitelikler
Oluk Bölgesi (Sağ ve Sol)	Kırışıklık Boyu
Çene Bölgesi	Kırışıklık Derinliđi
Ağız Kenarı (Sağ ve Sol)	Kırışıklık İndisi
Göz Altı Torbaları (Sağ ve Sol)	LBP Histogramları
Kaş Arası	Gabor Süzgeci Ortalama Genlik Değeri
Alın Bölgesi	Gabor Süzgeci Ortalama Karekök Enerjisi
Kaz Ayakları (Sağ ve Sol)	Yüz Bölgesine Bağlı İlinti Katsayısı
Dudak Üstü	Resimde Bulunan Artefakt Seviyesi



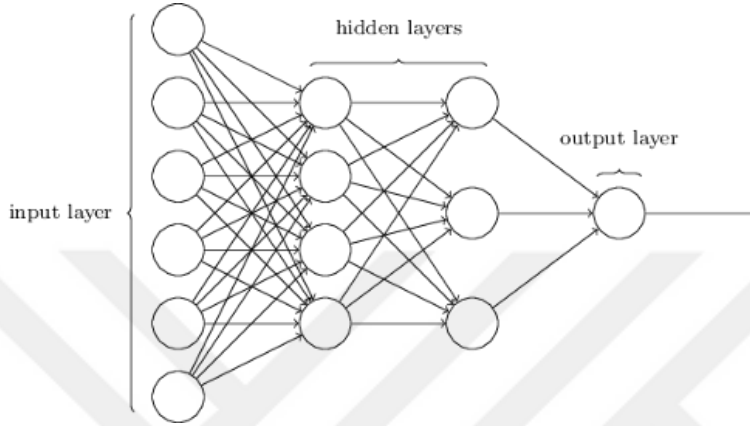
5. KULLANILAN SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Makine öğrenimi ve istatistiklerinde sınıflandırma, bilgisayar programının kendisine verilen veri girişinden öğrendiği ve daha sonra yeni gözlemleri sınıflandırmak için bu öğrenmeyi kullandığı denetimli bir öğrenme yaklaşımıdır. Bu öğrenme metodunda kullanılan veri seti yalnızca iki sınıftan da oluşabilir (kişinin erkek mi kadın mı olduğu, postanın spam mı yoksa spam olmayan mı olduğu gibi) veya çok sınıflı da olabilir. Günümüz teknolojisinde sınıflandırma yöntemlerinin konuşma tanıma, el yazısı tanıma, biyometrik tanımlama, doküman sınıflandırma vb. birçok örneğine rastlanmaktadır [58]. Yapılan tez çalışmasında ele alınan yaş kestirim problemi için de sınıflandırma oldukça etkili bir uygulamadır. Tezin ikinci bölümünde anlatılan literatür uygulamalarına da bakıldığında sınıflandırma algoritmaları arasında başarı oranı en yüksek olan sınıflayıcı türlerinin yapay sinir ağları, destek vektör makineleri, karar ağaçları ve k-en yakın komşuluk metotları olduğu görülmüştür. Bu nedenle yapılan tez çalışmasında bu dört sınıflayıcıdan yararlanılmıştır. Bireysel olarak sınıflama performanslarının incelenmesinin ardından k-en yakın komşu algoritmasının temelinde kullanılan oylama mantığından faydalanarak füzyon sınıflayıcı testi için de denemeler yapılmıştır.

5.1 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA) insan beynindeki nöron yapısından esinlenilerek ortaya çıkmıştır. Bir sinir ağı, bir girdi vektörünü bir çıktıya dönüştüren, katmanlar halinde düzenlenmiş birimlerden (nöronlar) oluşur. Her birim bir girdi alır, ona (genellikle doğrusal olmayan) istenilen bir işlev uygular ve ardından çıktıyı bir sonraki katmana iletir. Genellikle ağlar ileriye doğru beslenecek şekilde tanımlanır. Bir birim çıktısını bir sonraki katmandaki tüm birimlere iletir, ancak önceki katmana geri bildirim yoktur. Ağırlıklar bir birimden diğerine geçen sinyallere uygulanır. Söz konusu ağırlıklar, sinir ağını eldeki belirli soruna uyarlamak için eğitim aşamasında ayarlanan ağırlıklardır [59].

Bu tez çalışması kapsamında çok katmanlı geri yayımlı YSA yapıları kullanılmıştır. YSA yapılarına geri yayılım yöntemi uygulanarak, sonucu hesaplanan verilerin ve sonuçlarının geri iletimi ile YSA'nın eğitime seviyesini yükseltmeyi amaçlar. Eğitim sırasında hesaplanan sistem hataları, tekrar değerlendirilerek hata oranı en aza indirilecek şekilde ağ katmanlarının nöronlarındaki ağırlık değerleri revize edilir. Örnek bir YSA yapısı Şekil 5.1'de verilmiştir.



Şekil 5.1 : Örnek bir YSA yapısı [Url-3]

j . gizli katman nöronunun ve k . çıktı katmanı nöronunun sonuçları sırasıyla Eşitlik 5.1 ve Eşitlik 5.2 üzerinden hesaplanır [60].

$$net_j = \sum_i (W_{ij} X_i) \quad (5.1)$$

$$o_k = f(net_k) \quad (5.2)$$

YSA sistemine ait girdi vektörü $X_p = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$ şeklinde ifade edilir. $W_{ij} = \{W_{11}, W_{12}, \dots, W_{nm}\}$ ise gizli katmanların ağırlık vektörünü simgeler. net sinir ağının girdi değerlerini göstermektedir. Nöronların her biri için hata hesabı Eşitlik 5.3 kullanılarak yapılır. Bu formülde \hat{o}_k k . nöron için hata hesabını, y_k k . nöron için beklenen sonucu, o_k ise k . nöron için hesaplanan sonucu temsil eder [60].

$$\hat{o}_k = (y_k - o_k) \quad (5.3)$$

Gizli katmanlar ile sonuç katmanı ağırlıklarının güncelleme hızı η ile ifade edilir. Güncelleme hızı da Eşitlik 5.4 ve Eşitlik 5.5 ile hesaplanır [60].

$$W_{kj}^o(t+1) = W_{kj}^o(t) + \eta \hat{c}_k^o i_{kj} \quad (5.4)$$

$$W_{kj}^h(t+1) = W_{kj}^h(t) + \eta \hat{c}_k^h x_{kj} \quad (5.5)$$

Sınıflandırma için kullanılacak YSA ağırlıkları, yukarıdaki formüller yardımıyla hesaplanır. Devamında sistem hatasının minimuma düşürülmesiyle ağırlık değerleri sabitlenir ve sistem çıktı sınıfını oluşturur.

5.2 Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri (SVM), Vladimir Vapnik tarafından geliştirilen denetimli bir öğrenme algoritmasıdır [61]. SVM, sınıflandırma veya regresyon problemlerinde kullanılabilir, yüksek boyutlu (veya sonsuz boyutlu) bir alanda bir hiper düzlem veya bir hiper düzlem kümesi oluşturur. SVM'nin temelindeki ana fikir, doğru bir sınıflandırma elde etmek için sınıflar arasında iyi bir ayırım yapmaktır. SVM sınıflama metodu, deneysel verilerden öğrenme yeteneği ile örüntü tanıma, biyoloji ve finansal alanlar dahil çok çeşitli uygulama alanlarında başarıyla kullanılmıştır [62, 63]. Bunun nedeni SVM'nin genellikle diğer geleneksel parametrik sınıflandırıcılardan daha iyi performans göstermesidir [64, 65]. İki sınıfa ait n tane örnek içeren ve doğrusal ayrılabilir bir sınıflandırma probleminde, eğitim için kullanılan veri setinin $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, \dots, n$ olduğu kabul edildiğinde, bu iki veri grubunu ayıracak en uygun hiper-düzlem Eşitlik 5.5 ve Eşitlik 5.6'daki eşitsizlikle bulunur. Destek vektörleri ise Eşitlik 5.7'deki gibi ifade edilmektedir.

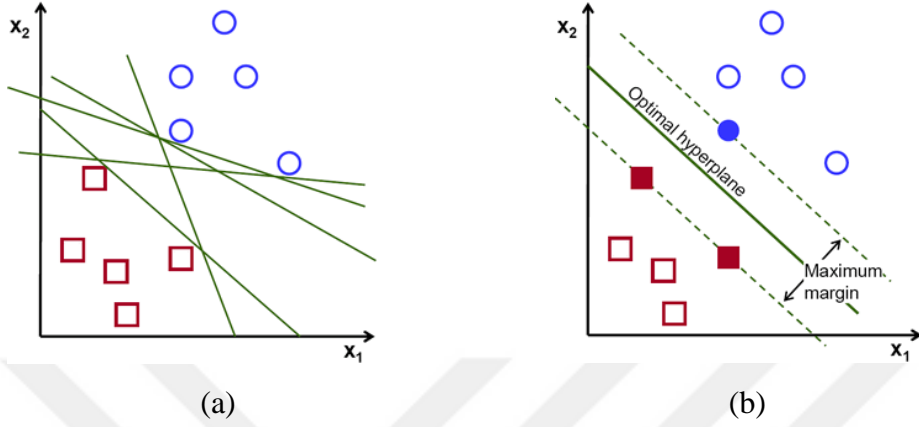
$$f(x_i) = w \cdot x_i + b \geq +1, \quad y_i = +1 \quad (5.5)$$

$$f(x_i) = w \cdot x_i + b \leq -1, \quad y_i = -1 \quad (5.6)$$

$$w \cdot x_i + b = \pm 1 \quad (5.7)$$

Bu eşitsizliklerde $x \in R^N$ olmak koşuluyla N -boyutlu bir uzayı simgeler. w değeri ağırlık vektörünü, $y \in \{-1, +1\}$ değeri ise veri sınıflarını ve b eğilim değerini göstermektedir.

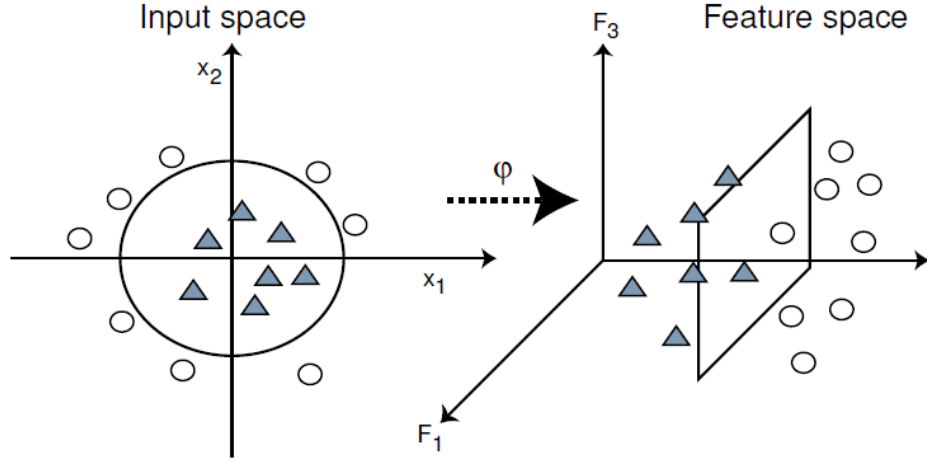
Doğrusal olarak ayrılabilen veriler için standart SVM uygulamalarında Şekil 5.2a'da sınıflandırmada kullanılacak hiper düzlemler verilmiştir. Şekil 5.2b'de ise kullanılan destek vektörleri ile sınıflandırma için elde edilen optimal hiper düzlem gösterilmiştir.



Şekil 5.2 : (a) SVM için kullanılacak hiper düzlemler (b) Uygun hiper düzlem ve maksimum uzaklık [Url-4]

Sınıflandırma problemlerinde eldeki veriler her durumda doğrusal olarak ayrıştırılmaz. SVM başlangıçta doğrusal verilerin sınıflaması için geliştirilmiş olsa da ilerleyen dönemlerde yeni metotlar geliştirilerek doğrusal olmayan verilere de uygulanmaya başlanmıştır [66].

Doğrusal olarak ayrıştırılamayan verilerin sınıflandırılmasında Çekirdek (Kernel) fonksiyonlar kullanılır. Bu fonksiyonlar, orijinalde doğrusal olmayan veri setlerini, doğrusal bir sınıflandırıcının kullanıldığı daha yüksek boyutlu bir uzaya taşıyarak doğrusal olmayan bir problemi çözmek için doğrusal bir sınıflandırıcı algoritması geliştirmeye olanak sağlar. Geliştirilen bu metot, yeni uzaydaki doğrusal sınıflandırıcıyı asıl veri uzayında doğrusal olmayan sınıflandırıcıyla eşdeğer yapar. Bu uzaysal dönüşüm, herhangi bir sürekli, simetrik, pozitif yarı-kesin $K(x, x')$ çekirdek fonksiyonunun yüksek boyutlu bir uzayda noktasal çarpım olarak ifade edilebileceğini belirten Mercer teoremi kullanılarak yapılır. Şekil 5.3'te örnek bir problem için doğrusal olmayan verilerin, girdi uzayından farklı boyutta bir uzaya alınarak belirlenen optimal doğrusal bir hiper düzlemlerle nasıl ayrıştırıldığı gösterilmiştir.



Şekil 5.3 : Doğrusal olmayan verilerin çekirdek fonksiyonlarla özellik uzayında ayrıştırılması [66]

SVM için kullanılacak çekirdek (kernel) fonksiyonunu belirlemede için birçok yöntem kullanılmaktadır. Literatürde SVM sınıflama metodunda kullanılan ve oldukça çeşitli problem örneklerinde başarılı sonuçlarla uygulanan belirli çekirdek fonksiyonları mevcuttur. Bunlardan başlıcaları, doğrusal, polinomal, radyal temel fonksiyonlar (RBF) ve hiperbolik tanjanttır [66]. Eşitlik 5.8 lineer kernel fonksiyonunun hesaplanmasında kullanılır. Eşitlik 5.9'da d polinomal kernel fonksiyonu için polinomun derecesini, Eşitlik 5.10'da ise γ RBF için kernel boyutunu simgelemektedir.

$$\text{Lineer Kernel: } k(x, x') = x \cdot x' \quad (5.8)$$

$$\text{Polinomal Kernel: } k(x, x') = (x \cdot x' + c)^d \quad (5.9)$$

$$\text{RBF Kerneli : } k(x, x') = e^{-\gamma \|x - x'\|^2} \quad (5.10)$$

Kernel fonksiyonları karşılaştırıldığında, Eşitlik 5.9 ve Eşitlik 5.10'da verilen polinomal ve RBF kernellerin daha anlaşılabilir olduğu kabul edilmektedir. Ancak polinom kernelinde derece artışı, matematiksel altyapıda kolay hesaplanabilir görünse de algoritmanın daha kompleks bir hale dönüşmesine neden olmaktadır. Bu durum bir noktadan sonra sınıflandırma performansını olumsuz etkilemektedir. Ayrıca algoritmanın işlem sürecini de ciddi boyutlarda artırmaktadır [67].

RBF kernel fonksiyonu, örnekleri daha yüksek boyutlu doğrusal olmayan bir alana taşır. Bu nedenle sınıf etiketleri ve öznitelikler arasındaki ilişkinin doğrusal olmadığı durumlarda lineer kernel fonksiyonunun aksine verileri kolayca sınıflandırabilir [66].

Destek vektör makineleri sınıflama metodunun temel kullanım alanı başlangıçta verileri iki sınıfa ayırıştırma olsa da ilerleyen dönemlerde geliştirilerek çok sınıflı problemlere de uygulanmıştır. Eldeki veri kümelerini uygun bir hiper düzlemlerle üreterek iki sınıfa ayıran DVM, bu yöntemi çok sınıflı problemler için kullanırken iki temel metod kullanmaktadır. Bu metodlar bire bir karşılaştırma ve tümüne karşı bir karşılaştırmasıdır [68].

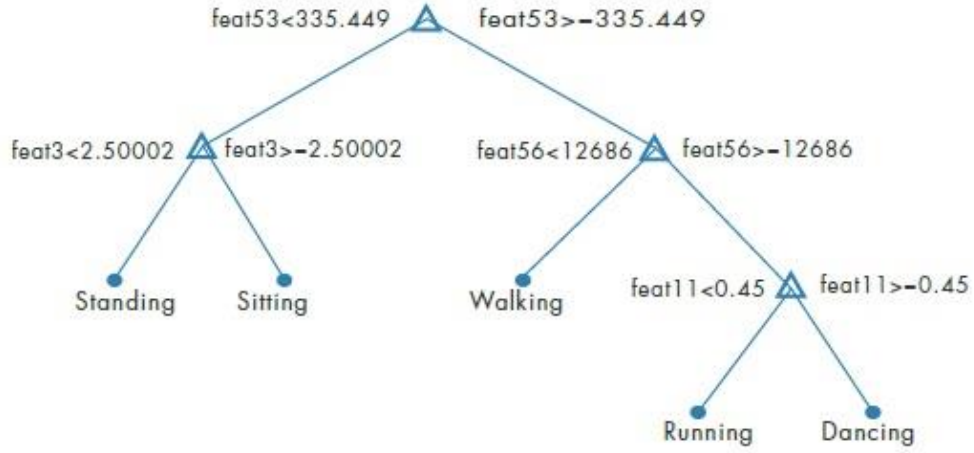
Bire bir kıyaslama metodunda eğitim setine uygun olacak destek vektörleri ikili çıktılar için eğitilir ve her sınıf birbirleri ile kıyaslanır. Bu metotta ana fikir, çok sınıflı bir problemin iki sınıflı çok sayıda probleme indirgenerek sınıflamanın gerçekleştirilmesine dayanır. Bire karşı hepsi kıyaslama metodunda ise bir sınıfa ait verilerle diğer tüm sınıflara ait veriler aynı anda karşılaştırılır ve sınıflandırılır. Söz konusu yöntemde ele alınan problem tek gruptan bütün gruplara doğru modellemeyle sınıflandırılır. M sınıflı bir problemin bire bir kıyaslama metoduyla sınıflandırılması için $n(n-1)/2$ adet destek vektörü gerekir. Bire karşı hepsi metoduyla yapılan sınıflamada ise M adet destek vektörü belirlenmelidir [68]. Bire bir kıyaslama yönteminde diğer metoda göre işlem yükü çok daha fazladır ve işlem süresini olumsuz etkiler.

Bu tez çalışmasında ise toplam 7 sınıf içeren bir sınıflandırma metodu planlanmaktadır. Bu nedenle SVM türünde sınıflayıcı modeli oluşturulurken çok sınıflı model için algoritma oluşturulmuştur.

5.3 Karar Ağaçları

Karar ağaçları, veri madenciliğinde karmaşık stratejik zorlukları basitleştirmek, araştırma ve işletme kararlarının maliyet etkinliğini değerlendirmek, bir meme tümörünü iyi huylu ya da kötü huylu olarak etiketlemek gibi oldukça çeşitli disiplinlerde sınıflandırma için kullanılmaktadır. Karar ağaçları, bir ağaç yapısı şeklinde sınıflandırma veya regresyon modelleri oluşturur. Bir veri kümesini daha küçük alt gruplara ayırırken, aynı zamanda ilişkili bir karar ağacı adım adım geliştirilir.

Bir karar ağacındaki değişkenler genellikle daireler ile temsil edilir. Yapısı; karar düğümleri, yaprak düğümleri ve sonuç olan bir ağacı simgeler (Şekil 5.4). Bir karar düğümünün iki veya daha fazla dalı bulunabilir ve bir yaprak düğümü bir sınıflandırma veya kararı temsil eder. Ağaçtaki en üst karar düğümü, kök düğümü adı verilen en iyi tahmin ediciye karşılık gelir. Karar ağaçları hem kategorik hem de sayısal verileri ele alabilmektedir [69].



Şekil 5.4 : Örnek bir karar ağacı yapılanması [Url-5]

Sınıflandırma ve regresyon uygulamalarında ayrıştırmada belirlenecek kriterler genel olarak değişkendir ve algoritma performansını ciddi ölçüde etkiler. Karar ağaçlarında da bu bölünmenin nasıl yapılacağı metodun doğruluğunu etkileyen faktörlerdendir. Karar ağaçları yapısı oluşturulurken bir düğümü birden fazla alt düğümde ayırma kararı için birçok metod kullanılır. Burada kullanılacak algoritmanın seçimi, hedefteki değişkenin türüyle ilintilidir. Karar ağaçlarında kategorik tabanlı değişkenler için Entropi, Gini ve Sınıflandırma Hatası algoritmaları sıklıkla tercih edilirken, sürekli değişkenlerde En Küçük Kareler metodu daha sık kullanılır [69].

Entropi, elementlerin rasgelelik derecesi veya başka bir deyişle kirlilik ölçüsüdür. Dolayısıyla eldeki verilerin yüksek doğrulukta sınıflandırılabilmesi için entropi değeri olabilecek minimum seviyede tutularak bölme işlemi yapılmalıdır. Bu bölme işlemleri ne kadar iyi gerçekleşirse karar sistemi o kadar verimli çalışır. Matematiksel olarak, ögelerin olasılığı yardımıyla Eşitlik 5.11 kullanılarak hesaplanabilir [69].

$$H = - \sum p(x) \log p(x) \quad (5.11)$$

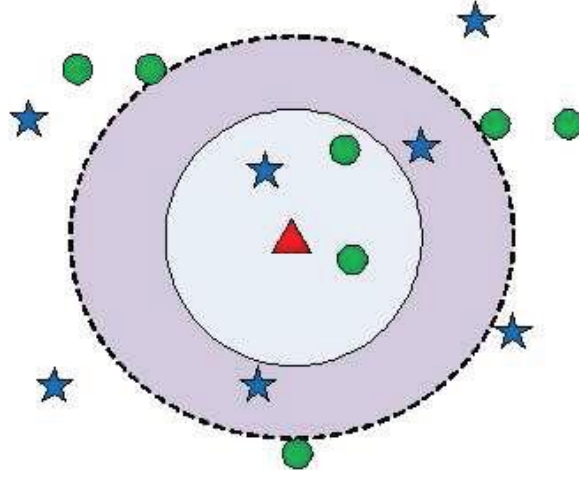
Burada, $p(x)$ belirli bir sınıfa ait grubun yüzdesini ve H ise entropiyi simgelemektedir. Entropi değerinin minimuma indirgenmesi için en iyi bölünmenin belirlenmesi gerekir. En iyi bölünmenin seçimi için bilgi kazancı hesabından yararlanır. Bilgi kazancı Eşitlik 5.12 ile hesaplanır [69].

$$\text{Bilgi Kazancı}(S, D) = H(S) - \sum_{V \in D} \frac{|V|}{|S|} H(V) \quad (5.12)$$

Bu kazanç formülünde S toplam veri kümesini gösterir. D ise veri setinin bölünmüş bir kısmını oluşturur. Her V , ayrı ayrı S 'nin bir alt kümesidir. V değerlerinin tamamı ayrıktır ve hepsinin birleşimi S toplam veri kümesini oluşturur. Dolayısıyla bilgi kazancı, bölünmeden önceki orijinal veri seti olan S 'nin entropisi ile her bir öznitelik için hesaplanan entropi değeri arasındaki fark ile elde edilir [69].

5.4 k-En Yakın Komşuluk Sınıflaması

k en yakın komşu algoritması (k -NN), denetimli bir sınıflandırma algoritmasıdır. k -NN sınıflamasında, çıktı bir sınıf üyeliğidir. Çok sayıda etiketlenmiş veri alınır ve diğer verilerin nasıl etiketleneceğinin belirlenmesi için bu veriler kullanılır. Yeni bir verinin etiketlenmesi için, o yeni noktaya en yakın olan etiketli veriler incelenir. Bu verilere “en yakın komşuluklar” denmektedir. Bu komşuların aynı etikete ait olanları birlikte sayılarak bir oylama sistemi yürütülür. Bu nedenle komşularının içinde en fazla etiketi olan, yeni noktanın etiketini belirler. Burada “ k ” kontrol ettiği komşuların sayısıdır [70]. Bu kural örüntü tanıma, metin kategorizasyonu, sıralama modelleri, nesne tanıma ve olay tanıma uygulamalarında yaygın olarak kullanılır [71]. İkili (iki sınıf) sınıflandırma problemlerinde, k 'yı tek bir sayı olarak seçmek bağlı oylarla ilgili zorlukları önlemekte faydalı olmaktadır. Şekil 5.5'te verilen test örneğinde kırmızı üçgen, yeşil daire veya mavi yıldız sınıfına sınıflandırılmalıdır. Eğer $k = 3$ ise birinci sınıfa sınıflandırılmalıdır, çünkü iç dairenin içinde 2 yeşil daire ve sadece 1 mavi yıldız vardır. Eğer $k = 5$ ise, dış dairenin içinde 3 yıldız ve sadece 2 daire olduğundan ikinci sınıfa sınıflandırılmalıdır [71].



Şekil 5.5 : Örnek bir k-NN sınıflandırma yapısı [71]

Bu örnekten de görüleceği üzere, seçilen k değeri oluşturulacak sınıflandırma algoritmasının performansını büyük ölçüde etkilemektedir. En yakın komşu algoritmalarının etkinliğini belirleyen bir diğer önemli özellik de uzaklık ölçümünde hesaplanmasında kullanılan yöntemdir.

Literatürde kullanılan yaygın uzaklık hesaplama metotları Öklid uzaklığı, Manhattan uzaklığı, Minkowski uzaklığı ve Chebyshev uzaklığıdır [72]. x ve y noktaları arasındaki uzaklık D , $x=(x_1, x_2, \dots, x_k)$ ve $y=(y_1, y_2, \dots, y_k)$ iken bu dört yöntem için aşağıdaki gibi hesaplanır.

Matematikte Öklid metriği, Öklid uzayındaki iki nokta arasındaki sıradan düz çizgi mesafesidir. Bu mesafe ile Öklid uzayı bir metrik boşluğa dönüşür. İlişkili norm, Öklid normu olarak adlandırılır. Öklid normunun genelleştirilmiş bir terimi, L_2 normu veya L_2 mesafesidir [58]. Öklid uzaklığı Eşitlik 5.13 ile hesaplanır.

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2} \quad (5.13)$$

Manhattan uzaklığı ise, uzaydaki iki nokta arasında hesaplanan mesafe farklarının mutlak değerler toplamı ile elde edilir. Söz konusu uzaklık hesabı için Eşitlik 5.14 kullanılır [72].

$$D = \sum_{i=1}^k |x_i - y_i| \quad (5.14)$$

Bir diğerk metriky yöntem olan Minkowski uzaklıđı, Eşitlik 5.15 ile hesaplanır. Buradaki p deđiřkeni farklı deđerler aldıđında, farklı uzaklık hesaplama yöntemlerinin belirlenmesi için Minkowski uzaklıđı kullanılır. Eşitlik 5.15'te verilen $p=1$ seçildiđi zaman (Eşitlik 5.14) Manhattan mesafesi formülüne, $p=2$ seçilmesi durumunda (Eşitlik 5.13) Öklid mesafesi formülüne ve $k \rightarrow \infty$ olduđu durumda ise (Eşitlik 5.16) Chebyshev mesafesi formülüne eşitlenmektedir [72].

$$D = (\sum_{i=1}^k |x_i - y_i|^p)^{1/p} \quad (5.15)$$

Son olarak, yaygın kullanılan diğerk bir yöntem olan Chebyshev uzaklıđı maksimum deđer uzaklıđı adıyla da bilinmektedir. Eşitlik 5.15'te verilen Minkowski metriđinde $k \rightarrow \infty$ seçimi özel durum olarak kabul edilir. Uzayda iki nokta arasındaki farkların mutlak deđerlerinin maksimum deđeridir. Bu deđer vereri Chebyshev uzaklıđı Eşitlik 5.16'ya göre hesaplanır [72].

$$D = \max_{i=1}^k |x_i - y_i| \quad (5.16)$$

Eşitlik 5.15'te tanımlanan Minkowski mesafesi, bir özellik vektörü olarak temsil edilen herhangi bir veri için bir k-NN sınıflandırıcısında kullanılabilir olduđuça genel bir ölçüm yöntemidir [71]. Görüntü verileriyle çalışılırken, mesafeleri hesaplamak için uygun bir gösterim renk histogramıdır. Bir görüntü, n seviyeli gri tonlu bir H histogramı olarak kabul edilebilir. Burada h_i , h öznitelik vektöründen histogram aralıklarından i bandına denk düşen piksel deđerlerini simgeler. Dolayısıyla mesafe formülü histogramlar olarak tanımlanan iki görüntüyü karşılařtırmak için kullanılabilir. L_1 , L_2 ve daha az sıklıkla L_1 normları kullanılır. Söz konusu tez çalışmasında, oluşturulan k-NN sınıflandırma algoritmaları için uzaklık hesabında Öklid ve Manhattan uzaklıkları kullanılmıştır.

5.5 Algoritma Performans Analizi Kriterleri

Sađlık hizmetlerinde tanı testleri olduđuça önemli bir role sahiptir. Bu tez çalışmasında, yukarıda açıklanan sınıflandırma algoritmaları üzerinden hekimlere teřhis ve tedavide yardımcı olacak bir karar destek sistemi oluşturulması hedeflenmiştir. Ancak bu algoritmaların ne dođrulukta çalıştıđını analiz edebilmek için de bazı testler yapılması gerekmektedir.

Sağlık alanında uygulanan karar algoritmalarında ise bir testin değerlendirilmesindeki kilit aşama, testin hedef durumu olan ve olmayan hastalar arasında ayırım yapabilme yeteneğinin ve teşhis doğruluğunun belirlenmesidir. Tanısal doğruluk çalışmalarında, hedef koşulun varlığı veya yokluğu altın standartlarla belirlenir. İdeal olarak, altın standart hatasız sınıflandırma sağlar. Test hassasiyeti, özgüllük, olasılık oranları, tahmin edici değerler veya teşhis oranları gibi doğruluk ölçümleri, değerlendirme altındaki test sonuçlarının altın standardın sonucuyla ne kadar iyi uyduğunu ifade eder. Tıp alanındaki birçok alt dal için hastalıkların türleri, seviyeleri, iyileşme süreçleri vb. kriterlerin ayırt edilebilmesi için sürekli olarak tanı testlerinin geliştirilmesi gerçekleştirilmektedir. Yeni geliştirilen bir tanı testinin performansı da bu testle incelenen problemin durumunu kesin olarak değerlendirebilen bir altın standart testin sonuçları ile kıyaslanır. Klinik alandaki bütün koşullar olmasa bile, büyük çoğunluğu için hata veya belirsizlik olmayan bir altın standart mevcut değildir. Bu koşullarda, araştırmacılar hedef koşulun varlığını veya yokluğunu belirlemek için mümkün olan en iyi uygulanabilir yöntemi kullanırlar. Böyle bir yöntem 'altın standart' yerine 'referans standardı' denir [73].

Metodolojide tanı testinin doğruluk seviyelerinin analiz edilmesi için duyarlılığı ve seçiciliği bilinen veya başka çalışmalardan tahmin edilebilen bir referans test kullanılması önerilmektedir [74]. Söz konusu analizlerin gerçekleştirilmesi için, eldeki verilerin test algoritması üzerinden ayrımı ile gerçek durumlarının birbirlerine göre dağılımı incelenir. Bu dağılımın gösteriminde Çizelge 5.1'de verilen konfüzyon matrisinden yararlanır. Konfüzyon matrisi, makine öğrenmesi ve sınıflandırma problemlerinde hata matrisi olarak da adlandırılır.

Çizelge 5.1 : Konfüzyon matrisi

Konfüzyon Matrisi		Gerçek Durum	
		Pozitif	Negatif
Test Sonucu	Pozitif	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Pozitif (YP) - <i>Tip 1 Hata</i>
	Negatif	Yanlış Negatif (YN) - <i>Tip 2 Hata</i>	Doğru Negatif (DN)
	Toplam	Toplam Pozitif (P)	Toplam Negatif (N)

Test performansının analiz edilmesi için gerekli parametrelerin hesaplanması bu matris üzerinden gerçekleştirilir. Konfüzyon matrisinde yer alan verilerin detayları aşağıda açıklanmıştır:

Doğru pozitif-DP (True positive): Doğru şekilde hasta olarak tespit edilen hastaların sayısını gösterir.

Yanlış pozitif-YP (False positive): Sağlıklı olduğu halde hasta teşhisi konan kişilerin sayısını gösterir. Tip 1 hata olarak kabul edilir.

Doğru negatif-DN (True negative): Doğru şekilde sağlıklı teşhisi konan kişilerin sayısıdır.

Yanlış negatif-YN (False negative): Hasta olduğu halde sağlıklı teşhisi konan hastaların sayısıdır. Tip 2 hata olarak kabul edilir. Hasta kişilerin sağlıklı olarak gösterilmesiyle tedavi sürecine olumsuz etki edeceğinden Tip 1 hataya göre daha yüksek risk taşımaktadır.

Toplam pozitif-P (Positive): Gerçek durumdaki tüm pozitif vakaları ($DP + YN$) simgeler.

Toplam negatif-N (Negative): Gerçek durumdaki tüm negatif vakaları ($DN + YP$) simgeler.

Test performansının analiz edilmesi için duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve kesinlik gibi parametrelerinin hesaplanması gerekmektedir. Bir test ya da teşhis yönteminden bahsedildiğinde en önemli parametrelerden biri olan Duyarlılık (Sensitivity), testin hastalığı taşıyanları hangi oranla tespit edebildiği anlamına gelir. Duyarlılık sadece hasta bireylerin doğru şekilde teşhis edilmesinin analizini yapar. Duyarlılık parametresi Eşitlik 5.17 ile hesaplanır [74].

$$\text{Duyarlılık} = \frac{DP}{DP+YN} \quad (5.17)$$

Özgüllük (Specificity), bir test ya da teşhis yönteminin, hasta olmayan kişileri doğru şekilde tespit etme oranını verir. Duyarlılık gibi özgüllük de sadece teşhis hassasiyetinin tek bir yönüne bakar ve hesaplamalara kaç hastaya doğru şekilde pozitif teşhis konulduğu dahil edilmez. Özgüllük parametresi Eşitlik 5.18 ile hesaplanır [74].

$$\text{Özgüllük} = \frac{DN}{DN+YP} \quad (5.18)$$

Doğruluk (Accuracy), gerçekte testin hasta ve sağlam olarak tespit ettiği toplam doğru tanı sayısının toplam vaka sayısına oranını verir. Doğruluk parametresi Eşitlik 5.19 ile hesaplanır [74].

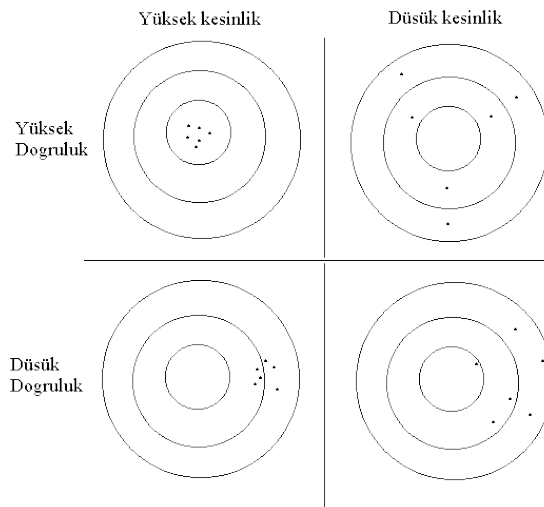
$$\text{Doğruluk} = \frac{DP+DN}{DP+YP+DN+YN} \quad (5.19)$$

Kesinlik (Precision), yapılan testlerin tekrarlanması durumunda test yönteminden benzer sonuçlar elde edilmesidir. Kesinlik ölçütü, temelde her verinin doğru şekilde sınıflandırılması için metodun ne kadar kesin olduğunu gösterir. Söz konusu parametre Eşitlik 5.20 ile hesaplanır [74].

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP+YP} \quad (5.20)$$

Doğruluk ve kesinlik değerleri birbirinden bağımsız ve farklı ölçütlerdir. Doğruluk testin gerçek değerlere yakınlığını, kesinlik ise yöntemin tekrar edilebilirliğini simgeler. Duyarlılık ve özgüllük parametrelerinde olduğu gibi bu iki ölçüt de bir diğeri için fikir vermez. Bir yöntem yüksek doğrulukta sonuçlar verirken, testin uygulama sayısı ile verdiği sonuçlar değişebilmektedir. Bu da kesinlik değerini düşürebilir.

Yöntemin objektif şekilde değerlendirilebilmesi için hem yüksek kesinlik hem de yüksek doğruluğa sahip olması hedeflenir. Doğruluk ile kesinlik arasındaki ilişki Şekil 5.6'da gösterilmiştir.

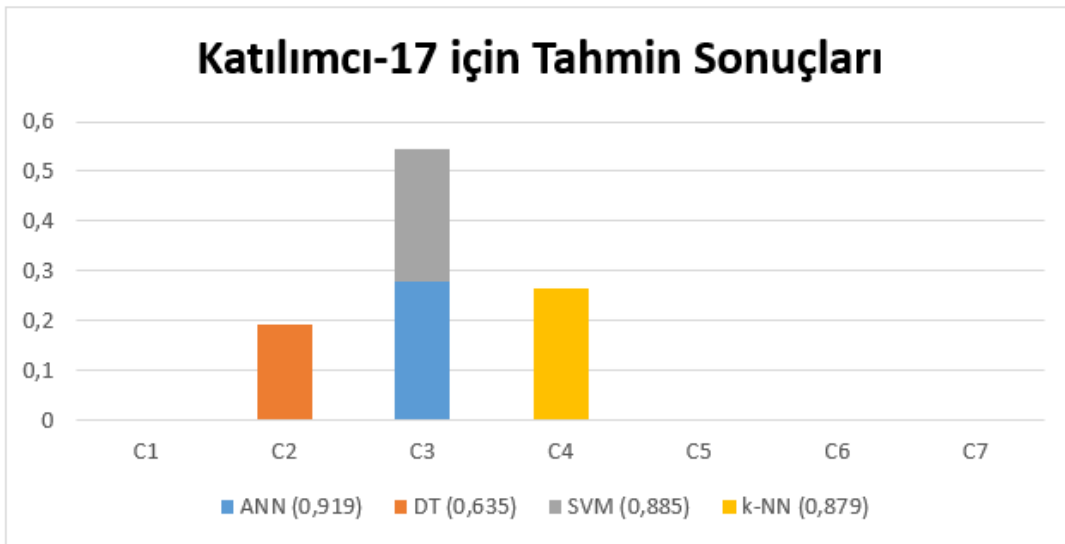


Şekil 5.6 : Doğruluk ve kesinlik parametreleri arasındaki ilişki [Url-6]

5.6 Füzyon Sınıflayıcı

Sınıflandırma metotlarında her yöntemin kendi içinde belirleyici farklı özellikleri ön plana çıkmaktadır. Örneğin bazı sınıflayıcılar veri sayısının çok olduğu problemlerde daha verimli çalışırken (örneğin yapay sinir ağları), bazıları ise az verinin olduğu problemlerde (destek vektör makineleri) daha yüksek doğrulukta çalışmaktadır. Bu nedenle oluşturulan tahmin modelinin daha objektif bir değerlendirme seviyesine ulaştırılması amacıyla füzyon bir sınıflayıcı modeli de tez kapsamında oluşturulmuştur. Burada temel mantık, bireysel sınıflayıcıların her birinin test verisi için uygulanmasının ardından, sonuçların sınıflayıcıların doğruluk seviyeleri kriter alınarak ağırlıklandırılması ve bir oylama sistemine sokulması şeklindedir. Teste sokulan veri için ağırlıklı sonuçlar üzerinden elde edilen yaş sınıfı final test sonucunu vermiştir.

Söz konusu füzyon sınıflayıcı yukarıda anlatılan dört sınıflayıcı metot üzerinden oluşturulmuştur. Ağırlıklandırma işlemi bireysel sınıflayıcılarda her metot için elde edilen en yüksek doğruluk yüzdesindeki algoritmalara uygulanmıştır. Bu ağırlıklandırma işlemi üzerinden yaş etiketlemesi Şekil 5.7’de gösterilmiştir.



Şekil 5.7 : Füzyon sınıflayıcı uygulaması için örnek tahmin sonuçları

6. BULGULAR

Bu tez çalışmasında kişilerin yüz görüntüleri üzerinden yaş değerleri hakkında tahminde bulunan toplam 5 farklı sınıflandırma modeli geliştirilmiştir. Kişilerin yüz resimlerini içeren akademik araştırmalar için kullanıma açık MORPH veri seti, FG-NET veri seti ve tez kapsamında oluşturulan 60 adet yüz görüntüsü içeren yeni bir veri seti üzerinden, uzman hekimlerce belirlenen yaşlanmayla ilintili yüz bölgeleri Matlab ortamında işaretlenmiştir. İşaretlenen bölgeler, Bölüm 4'te anlatılan öznelik değerlerinin çıkarılması için işlenip, yaşlanma için etki sıralarına göre ağırlıklandırılmıştır. Devamında elde edilen öznelik vektörleri kullanılarak YSA, DT, SVM ve k-NN bireysel sınıflayıcı modelleri ile bir füzyon sınıflayıcı modeli oluşturulmuştur. Bu modeller üzerinden kişiler 18-25 yaş, 26-33 yaş, 34-41 yaş, 42-49 yaş, 50-57 yaş, 58-65 yaş ve 65 yaş üstü olacak şekilde toplam 7 yaş sınıfı üzerinden sınıflandırılmıştır.

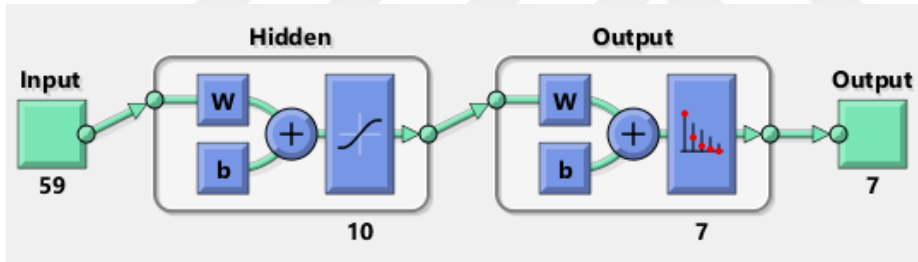
Bu sınıflayıcı modeller 3 veri setinin de ayrı ayrı ve birleştirilerek kullanımı ile eğitilmiş ve test performanslarına veri setlerinin etkisi irdelenmiştir. Çalışma için alınan etik kurul izni kapsamında, oluşturulan veri seti için 18 yaş ve üzeri kişilerin görüntülerinin kullanımına izin verildiğinden hazır veri setleri için de 18 yaş altı kişilere ait görüntüler elenerek sınıflandırma yapılmıştır. Devamında bireysel sınıflayıcılar ile füzyon sınıflayıcı arasında performans kıyaslaması yapılmıştır. Tüm veri setlerinin %80'i sistemlerin eğitilmesinde kullanılmış, kalan %20'si sistemlerin test aşamasında test verisi olarak kullanılmıştır.

Sınıflandırma algoritmalarının test sonuçlarının incelenebilmesi için ilgili Matlab komutları kullanılarak konfüzyon matrisleri çıkarılmıştır. Elde edilen konfüzyon matrisleri üzerinden duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve kesinlik değerleri hesaplanmıştır. Devamında bu parametreler kullanılarak sınıflandırma modelleri arasında performans karşılaştırması yapılmıştır. Performans karşılaştırması sonucu yaş kestirimi için en başarılı sınıflandırma metodu belirlenmiştir.

6.1 Bireysel Sınıflayıcı Testleri

6.1.1 Yapay sinir ağları sonuçları

Yaş kestirim uygulamasında, YSA yapısında kullanılan ağırlıklar elde edilen özniteliklere bağlı olarak yaş etiketleri üzerinden oluşturulmuştur. Her eğitim verisi, yaşlanmayla ilintisi ve öznitelik değerine bağlı olarak bir ağırlık kazanmıştır. Devamında gizli katmanlarda bu ağırlıklar üzerinden sınıflama işlemi tamamlanmıştır. Yapay sinir ağları kullanılarak oluşturulan sınıflayıcı modelinde, ağ yapısının etkinliğinin incelenmesi adına birçok farklı ağ kombinasyonu denenmiştir. Burada oluşturulan ağ yapısında seçilen gizli katman sayısı ve modelin eğitimi sırasında gerçekleştirilen iterasyon sayısı performans sonucunu etkileyen parametrelerdir. YSA uygulamasında, sınıflamada en yüksek performans için öznitelik vektörlerinin düzenlenmesiyle toplam 59 girdi katmanı, farklı sayılarda nöronlar içeren gizli katman ve 7 çıktı katmanından oluşan sistemler eğitilmiştir. Şekil 6.1’de bu YSA katman yapılarının bir örneği verilmiştir.



Şekil 6.1 : Uygulanan örnek YSA katman yapısı

YSA için yapılan denemelere ait konfüzyon matrisi çıktı örneklerinden bazıları Şekil 6.2 – Şekil 6.4’te verilmiştir. YSA’da veri kümesinin kısıtlı olduğu durumlar algoritma performansını olumsuz yönde etkilediğinden buradaki modellerde eğitim verisi MORPH veri seti üzerinden seçilirken, test için FG-Net ve yeni veri setine ait örnekler kullanılmıştır. Sadece yeni veri seti üzerinden yapılan denemelerde veri kümesinin kısıtlı oluşu modelin test performansında büyük ölçüde düşüşe neden olmuştur (Şekil 6.2). Bir diğer önemli etken ise, YSA yapılarının en büyük problemlerinden biri olan aşırı öğrenme problemidir. Bu durumun önüne geçmek amacıyla diğer sınıflayıcı modellerinden farklı olarak veri setlerinin %80’i eğitim için, %10’u validasyon ve %10’u da test için kullanılmıştır.

1	146 22.0%	54 8.1%	26 3.9%	62 9.4%	31 4.7%	8 1.2%	5 0.8%	44.0% 56.0%
2	12 1.8%	94 14.2%	8 1.2%	27 4.1%	4 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	64.8% 35.2%
3	12 1.8%	14 2.1%	133 20.1%	4 0.6%	1 0.2%	1 0.2%	0 0.0%	80.6% 19.4%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
5	0 0.0%	0 0.0%	1 0.2%	0 0.0%	6 0.9%	0 0.0%	1 0.2%	75.0% 25.0%
6	1 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	12 1.8%	0 0.0%	92.3% 7.7%
7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
	85.4% 14.6%	58.0% 42.0%	79.2% 20.8%	0.0% 100%	14.3% 85.7%	57.1% 42.9%	0.0% 100%	59.0% 41.0%
	1	2	3	4	5	6	7	
	Target Class							

Şekil 6.2 : YSA Konfüzyon matrisi 1

Burada validasyon eğitim ve test kümelerinin seçimi için validasyon oranına göre veri kümesini parçalara ayırma işlemini yapmaktadır. Bu sayede farklı sayıda denemelerle farklı eğitim ve test kümeleri için sistemin doğruluk oranı ortalama üzerinden hesaplanır ve daha doğru bir sistem elde edilir. Şekil 6.3'te görülen konfüzyon matrisi 6 nöronlu gizli katman kullanımı ve 80 iterasyonlu bir model denemesi üzerinden elde edilmiştir. Bireysel sınıflayıcılar içinde en yüksek başarıyı gösteren model YSA'da elde edilmiştir.

1	86 22.6%	3 0.8%	1 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.6% 4.4%
2	19 5.0%	109 28.6%	1 0.3%	0 0.0%	1 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	83.8% 16.2%
3	5 1.3%	1 0.3%	71 18.6%	3 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	88.8% 11.3%
4	8 2.1%	0 0.0%	0 0.0%	37 9.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	82.2% 17.8%
5	4 1.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	15 3.9%	0 0.0%	0 0.0%	78.9% 21.1%
6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	13 3.4%	0 0.0%	100% 0.0%
7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 1.0%	100% 0.0%
	70.5% 29.5%	96.5% 3.5%	97.3% 2.7%	92.5% 7.5%	93.8% 6.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	87.9% 12.1%
	1	2	3	4	5	6	7	
	Target Class							

Şekil 6.3 : YSA Konfüzyon matrisi 2

Şekil 6.4'te görülen konfüzyon matrisi ise 10'lu nöron yapısında bir gizli katmanlı ve 100 iterasyonla eğitim modeli ile YSA denemeleri içinde en yüksek performansı veren modele aittir. Eğitim aşaması %98.6'lık bir doğruluk oranıyla tamamlanırken, oluşturulan sistem üzerinden yapılan yaş kestirim testlerinde kişilerin dahil edildikleri yaş aralıklarının gerçek yaş değerleri ile %91.86 oranında doğrulukla örtüştüğü gözlenmiştir. YSA denemeleri için seçilen veri setlerine göre elde edilen ortalama ve en yüksek doğruluk oranına sahip sonuçlar Çizelge 6.1'de verilmiştir.

Output Class	1	152 22.9%	14 2.1%	4 0.6%	2 0.3%	2 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	87.4%	12.6%
	2	7 1.1%	143 21.6%	1 0.2%	3 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92.9%	7.1%
	3	3 0.5%	1 0.2%	161 24.3%	1 0.2%	0 0.0%	1 0.2%	0 0.0%	96.4%	3.6%
	4	5 0.8%	3 0.5%	1 0.2%	87 13.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	90.6%	9.4%
	5	4 0.6%	1 0.2%	1 0.2%	0 0.0%	40 6.0%	0 0.0%	0 0.0%	87.0%	13.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	20 3.0%	0 0.0%	100%	0.0%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 0.9%	100%	0.0%
			88.9%	88.3%	95.8%	93.5%	95.2%	95.2%	100%	91.9%
		11.1%	11.7%	4.2%	6.5%	4.8%	4.8%	0.0%		
		1	2	3	4	5	6	7		
		Target Class								

Şekil 6.4 : YSA Konfüzyon matrisi 3

Çizelge 6.1 : YSA için sonuçlar

YSA Sonuçları				
METOT	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük
Tek Katmanlı Ortalama	0.5794	0.5841	0.5689	0.8881
Tek Katmanlı En Yüksek Başarı	0.5903	0.6127	0.5849	0.8927
Çok Katmanlı Ortalama	0.9013	0.9218	0.9186	0.9508
Çok Katmanlı En Yüksek Başarı	0,9186	0,9384	0,9347	0,9591

6.1.2 SVM sonuçları

SVM sınıflandırma metodu için oluşturulan modellerde çok sınıflı bir problem üzerinde çalışıldığından bire bir kıyaslama (OVO) ve bire karşı tamamıyla kıyaslama (OVA) yöntemlerinden yararlanılmıştır. Bununla birlikte literatürde SVM için kullanılan yaygın çekirdek fonksiyonları içerisinde lineer ve radyal çekirdek fonksiyonları seçilerek sınıflayıcı modelleri oluşturulmuş ve karma veri setleri için testler yapılmıştır. Elde edilen test verileri üzerinden konfüzyon matrisleri çıkarılmış ve performans karşılaştırmaları yapılmıştır. Elde edilen modeller üzerinden yapılan denemelerde SVM için en yüksek başarıyı gösteren modellere ait test konfüzyon matrisi çıktı örnekleri Şekil 6.5 – Şekil 6.8’de verilmiştir.

Elde edilen başarı yüzdeleri incelendiğinde radyal çekirdek fonksiyonunun kullanıldığı modellerin, lineer çekirdek fonksiyonunun kullanıldığı modellere göre daha başarılı test sonuçları verdiği (Şekil 6.5 ve Şekil 6.6) gözlenmiştir. Ayrıca hedeflenen yaş kestirim algoritması çok sınıflı bir çıktı hedeflediği için tercih edilen OVO ve OVA metodlarına ait sonuçlar da karşılaştırılmıştır.

Output Class	1	14 12.2%	4 3.5%	3 2.6%	4 3.5%	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	53.8%	46.2%							
	2	6 5.2%	17 14.8%	2 1.7%	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	65.4%	34.6%							
	3	4 3.5%	1 0.9%	30 26.1%	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	83.3%	16.7%							
	4	3 2.6%	1 0.9%	2 1.7%	13 11.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	68.4%	31.6%							
	5	0 0.0%	0 0.0%	1 0.9%	0 0.0%	5 4.3%	0 0.0%	0 0.0%	83.3%	16.7%							
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN%	NaN%							
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 1.7%	100%	0.0%							
		51.9%	73.9%	78.9%	68.4%	83.3%	NaN%	100%	70.4%	48.1%	26.1%	21.1%	31.6%	16.7%	NaN%	0.0%	29.6%
		1	2	3	4	5	6	7									
		Target Class															

Şekil 6.5 : SVM lineer çekirdek fonksiyonu, OVO en başarılı

Output Class	1	14 12.2%	4 3.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	77.8%
	2	0 0.0%	20 17.4%	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.2%
	3	6 5.2%	1 0.9%	23 20.0%	3 2.6%	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	67.6%
	4	3 2.6%	1 0.9%	2 1.7%	20 17.4%	0 0.0%	2 1.7%	0 0.0%	71.4%
	5	2 1.7%	3 2.6%	0 0.0%	0 0.0%	5 4.3%	1 0.9%	0 0.0%	45.5%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 1.7%	0 0.0%	100%
	7	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0.0%
			53.8%	69.0%	88.5%	87.0%	83.3%	40.0%	NaN%
		46.2%	31.0%	11.5%	13.0%	16.7%	60.0%	NaN%	27.0%
	Target Class	1	2	3	4	5	6	7	

Şekil 6.6 : SVM lineer çekirdek fonksiyonu, OVA en başarılı

Output Class	1	145 21.9%	14 2.1%	14 2.1%	6 0.9%	4 0.6%	1 0.2%	1 0.2%	78.4%
	2	10 1.5%	142 21.4%	2 0.3%	2 0.3%	3 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	89.3%
	3	8 1.2%	5 0.8%	149 22.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92.0%
	4	5 0.8%	1 0.2%	2 0.3%	85 12.8%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.3%	89.5%
	5	2 0.3%	0 0.0%	1 0.2%	0 0.0%	35 5.3%	0 0.0%	0 0.0%	92.1%
	6	1 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	20 3.0%	0 0.0%	95.2%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.5%	100%
			84.8%	87.7%	88.7%	91.4%	83.3%	95.2%	50.0%
		15.2%	12.3%	11.3%	8.6%	16.7%	4.8%	50.0%	12.7%
	Target Class	1	2	3	4	5	6	7	

Şekil 6.7 : SVM radyal çekirdek fonksiyonu, OVO en başarılı

Output Class	1	144 21.7%	15 2.3%	5 0.8%	4 0.6%	3 0.5%	5 0.8%	0 0.0%	81.8% 18.2%
	2	8 1.2%	144 21.7%	1 0.2%	0 0.0%	1 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	93.5% 6.5%
	3	11 1.7%	1 0.2%	158 23.8%	5 0.8%	2 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	89.3% 10.7%
	4	5 0.8%	2 0.3%	4 0.6%	84 12.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	88.4% 11.6%
	5	3 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	36 5.4%	1 0.2%	0 0.0%	90.0% 10.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	15 2.3%	0 0.0%	100% 0.0%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 0.9%	100% 0.0%
			84.2% 15.8%	88.9% 11.1%	94.0% 6.0%	90.3% 9.7%	85.7% 14.3%	71.4% 28.6%	100% 0.0%
	Target Class	1	2	3	4	5	6	7	

Şekil 6.8 : SVM radyal çekirdek fonksiyonu, OVA en başarılı

Yapılan test denemeleri sonucunda OVA metodunun her iki çekirdek fonksiyonu için de OVO metoduna göre daha yüksek doğrulukta sonuçlar verdiği görülmüştür (Şekil 6.7 ve Şekil 6.8). OVO metodunun test iterasyon sayısını büyük oranda artırmasından dolayı çalışmayı OVA metoduna göre çok daha uzun sürede tamamladığı gözlenmiştir.

Sonuç olarak, SVM sınıflayıcı modelleri içerisinde %88.54 oranla en yüksek doğrulukta sınıflama işlemi radyal çekirdek fonksiyonu kullanılarak oluşturulan OVA modeli ile elde edilmiştir. SVM denemeleri için seçilen metotlara ve çekirdek fonksiyonlarına göre elde edilen ortalama ve en yüksek doğruluk oranına sahip sonuçlar Çizelge 6.2’de verilmiştir.

Çizelge 6.2 : SVM için sonuçlar

SVM Sonuçları				
METOT	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük
OVO Lineer Ortalama	0,6891	0,6943	0,6788	0,9059
OVO Lineer En Yüksek Başarı	0,7041	0,7129	0,7006	0,9255
OVA Lineer Ortalama	0,7182	0,7311	0,7206	0,9301
OVA Lineer En Yüksek Başarı	0,7321	0,7228	0,7304	0,9422
OVO Radyal Ortalama	0,8593	0,8495	0,8712	0,9157
OVO Radyal En Yüksek Başarı	0,8731	0,8702	0,8827	0,9391
OVA Radyal Ortalama	0,8735	0,8598	0,8619	0,9269
OVA Radyal En Yüksek Başarı	0,8854	0,8779	0,8886	0,9452

6.1.3 Karar ağacı sonuçları

Karar ağacı sınıflayıcı metodunda ayırıcı bölünme kriterleri algoritmanın performansını büyük ölçüde etkilemektedir. Karar ağaçlarında bu durum oluşacak ağaç dallanma yapısının belirlenmesini sağlar. Söz konusu yaş kestirim problemi için “medium tree” ve “fine tree” olarak adlandırılan iki tip karar ağacı yapılanması kullanılmıştır. Bunlar içerisinde medium versiyon karar ağaç yapıları maksimum 20 ayrıma kadar izin vermektedir. Diğer ağaç yapısında ise bu sayı 100’e kadar çıkabilmektedir.

Seçilen bu iki karar ağacı modeli için yapılan testlerde elde edilen konfüzyon matrisleri Şekil 6.9 ve Şekil 6.10’da verilmiştir. Bu konfüzyon matrislerinden de görüleceği üzere karar ağacı sınıflayıcı metodu yapılan tez çalışması için yeterli oranda başarı sağlayamamıştır. Ancak kendi aralarında kıyaslandıklarında fine yapıdaki karar ağacı metodunun diğer algoritmaya göre daha yüksek doğrulukta çalıştığı görülmüştür. Karar ağacı yöntemine ait denemeler için seçilen ayırışım metotlarına ait ortalama ve en yüksek doğruluk oranına sahip sonuçlar Çizelge 6.3’te verilmiştir.

Output Class	1	12 10.4%	7 6.1%	4 3.5%	2 1.7%	0 0.0%	1 0.9%	0 0.0%	46.2% 53.8%
	2	6 5.2%	12 10.4%	1 0.9%	1 0.9%	3 2.6%	0 0.0%	0 0.0%	52.2% 47.8%
	3	6 5.2%	5 4.3%	27 23.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	71.1% 28.9%
	4	4 3.5%	0 0.0%	2 1.7%	10 8.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	62.5% 37.5%
	5	2 1.7%	0 0.0%	2 1.7%	0 0.0%	7 6.1%	0 0.0%	0 0.0%	63.6% 36.4%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.9%	0 0.0%	100% 0.0%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
			40.0% 60.0%	50.0% 50.0%	75.0% 25.0%	76.9% 23.1%	70.0% 30.0%	50.0% 50.0%	NaN% NaN%
		1	2	3	4	5	6	7	
		Target Class							

Şekil 6.9 : Medium yapıda karar ağacı konfüzyon matrisi

Output Class	1	13 11.3%	4 3.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	76.5% 23.5%
	2	9 7.8%	19 16.5%	2 1.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	63.3% 36.7%
	3	7 6.1%	2 1.7%	23 20.0%	6 5.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	60.5% 39.5%
	4	2 1.7%	0 0.0%	2 1.7%	12 10.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	75.0% 25.0%
	5	1 0.9%	1 0.9%	2 1.7%	0 0.0%	3 2.6%	2 1.7%	0 0.0%	33.3% 66.7%
	6	0 0.0%	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 2.6%	0 0.0%	75.0% 25.0%
	7	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0.0% 100%
			39.4% 60.6%	70.4% 29.6%	79.3% 20.7%	66.7% 33.3%	100% 0.0%	60.0% 40.0%	NaN% NaN%
		1	2	3	4	5	6	7	
		Target Class							

Şekil 6.10 : Fine yapıda karar ağacı konfüzyon matrisi

Çizelge 6.3 : Karar ağaçları için sonuçlar

Karar Ağaçları Sonuçları				
METOT	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük
Medium Ortalama	0,5284	0,5329	0,5178	0,6830
Medium En Yüksek Başarı	0,5997	0,5893	0,5719	0,6931
Fine Ortalama	0,6196	0,6129	0,5933	0,7038
Fine En Yüksek Başarı	0,6347	0,6330	0,6393	0,7227

6.1.4 k-NN sonuçları

Tez kapsamında oluşturulan k-NN tabanlı sınıflayıcı modelleri için uzaklık ölçüm metrikleri arasında en sık kullanılan Öklid mesafesi ve Manhattan mesafesi için denemeler yapılmıştır. Bu denemeler esnasında k komşu sayısı literatürde medium k aralığı olarak belirlenen 2-10 komşu aralığından seçilmiştir. Çıkarılan modeller üzerinden yapılan denemelerde, k-NN sınıflayıcı tipi için en yüksek başarıyı gösteren modellere ait test konfüzyon matrisi çıktı örnekleri Şekil 6.11 – Şekil 6.14’te verilmiştir.

Output Class	1	16 13.9%	5 4.3%	0 0.0%	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	72.7%
	2	4 3.5%	20 17.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	83.3%
	3	4 3.5%	2 1.7%	28 24.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	82.4%
	4	4 3.5%	1 0.9%	2 1.7%	15 13.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.9%	65.2%
	5	1 0.9%	2 1.7%	0 0.0%	0 0.0%	5 4.3%	0 0.0%	0 0.0%	62.5%
	6	1 0.9%	0 0.0%	1 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	2 1.7%	0 0.0%	50.0%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN%
			53.3% 46.7%	66.7% 33.3%	90.3% 9.7%	93.8% 6.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	0.0% 100%
	Target Class	1	2	3	4	5	6	7	

Şekil 6.11 : 3-en yakın komşu Öklid mesafesi konfüzyon matrisi

Output Class	1	79 17.9%	5 1.1%	3 0.7%	4 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	86.8% 13.2%
	2	23 5.2%	106 24.0%	1 0.2%	3 0.7%	1 0.2%	1 0.2%	0 0.0%	78.5% 21.5%
	3	23 5.2%	0 0.0%	83 18.8%	1 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	77.6% 22.4%
	4	10 2.3%	0 0.0%	1 0.2%	50 11.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	82.0% 18.0%
	5	4 0.9%	2 0.5%	1 0.2%	0 0.0%	17 3.8%	0 0.0%	0 0.0%	70.8% 29.2%
	6	5 1.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	12 2.7%	0 0.0%	70.6% 29.4%
	7	2 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	5 1.1%	71.4% 28.6%
			54.1% 45.9%	93.8% 6.2%	93.3% 6.7%	86.2% 13.8%	94.4% 5.6%	92.3% 7.7%	100% 0.0%
		1	2	3	4	5	6	7	
		Target Class							

Şekil 6.12 : 3-en yakın komşu Manhattan mesafesi konfüzyon matrisi

Output Class	1	94 21.3%	2 0.5%	5 1.1%	1 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92.2% 7.8%
	2	22 5.0%	111 25.1%	1 0.2%	2 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	81.6% 18.4%
	3	14 3.2%	0 0.0%	79 17.9%	1 0.2%	1 0.2%	4 0.9%	0 0.0%	79.8% 20.2%
	4	8 1.8%	2 0.5%	0 0.0%	48 10.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	82.8% 17.2%
	5	3 0.7%	0 0.0%	3 0.7%	0 0.0%	25 5.7%	0 0.0%	0 0.0%	80.6% 19.4%
	6	2 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	9 2.0%	0 0.0%	81.8% 18.2%
	7	0 0.0%	0 0.0%	1 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 0.9%	80.0% 20.0%
			65.7% 34.3%	96.5% 3.5%	88.8% 11.2%	92.3% 7.7%	96.2% 3.8%	69.2% 30.8%	100% 0.0%
		1	2	3	4	5	6	7	
		Target Class							

Şekil 6.13 : 7-en yakın komşu Öklid mesafesi konfüzyon matrisi

1	86 22.6%	3 0.8%	1 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.6% 4.4%
2	19 5.0%	109 28.6%	1 0.3%	0 0.0%	1 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	83.8% 16.2%
3	5 1.3%	1 0.3%	71 18.6%	3 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	88.8% 11.3%
4	8 2.1%	0 0.0%	0 0.0%	37 9.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	82.2% 17.8%
5	4 1.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	15 3.9%	0 0.0%	0 0.0%	78.9% 21.1%
6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	13 3.4%	0 0.0%	100% 0.0%
7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 1.0%	100% 0.0%
	70.5% 29.5%	96.5% 3.5%	97.3% 2.7%	92.5% 7.5%	93.8% 6.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	87.9% 12.1%
	1	2	3	4	5	6	7	

Şekil 6.14 : 7-en yakın komşu Manhattan mesafesi konfüzyon matrisi

Seçilen Öklid ve Manhattan uzaklık hesaplama yöntemleri için farklı komşuluk sayıları ile eğitilen modeller içerisinde en başarılı sonuçlar $k=3$ komşuluk ve $k=7$ komşuluk modelleri için elde edilmiştir. Bu modellerin başarı yüzdeleri uzaklık hesabı yönünden incelendiğinde, Manhattan mesafesi ile yapılan hesaplama yönteminin iki komşuluk modeli için de daha yüksek başarı gösterdiği gözlenmiştir (Şekil 6.12 ve Şekil 6.14). Öklid mesafesinin kullanıldığı modellerin ise iki komşuluk değeri için de daha düşük başarı oranlarında sonuçlar verdiği görülmüştür (Şekil 6.11 ve Şekil 6.13).

Oluşturulan sınıflayıcı modelleri komşuluk sayısı bazında kendi içinde kıyaslandığında ise $k=7$ komşuluk modeli her iki uzaklık hesaplama yöntemi için de daha yüksek başarı göstermiştir (Şekil 6.13 ve Şekil 6.14). Sonuç olarak, k -NN temelli sınıflayıcı modelleri içerisinde %87.92 oranla en yüksek doğrulukta sınıflama işlemi Manhattan uzaklık hesabı algoritmasıyla oluşturulan $k=7$ -en yakın komşuluk modeli ile elde edilmiştir. En yakın komşuluk metoduyla yapılan denemeler için seçilen uzaklık ölçüm yöntemine ve komşuluk sayılarına ait ortalama ve en yüksek doğruluk oranını veren sonuçlar Çizelge 6.4'te verilmiştir.

Çizelge 6.4 : k-en yakın komşuluk için sonuçlar

7-NN Sonuçları				
METOT	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük
Öklid Ortalama	0.8206	0.8187	0.8173	0.9072
Öklid En Yüksek Başarı	0,8373	0.8246	0.8238	0.9117
Manhattan Ortalama	0.8624	0.8519	0.8603	0.9227
Manhattan En Yüksek Başarı	0,8792	0,8794	0,8890	0,9405

6.2 Füzyon Sınıflayıcı Sistemi

Tez kapsamında ele alınan yaş kestirim problemi için hekimlere yardımcı olacak bir karar destek sistemi geliştirilmesi hedeflenmiştir. Bu doğrultuda seçilen dört farklı bireysel sınıflayıcı için birçok farklı parametre üzerinden denemeler yapılmış ve her metot için olabilecek en yüksek başarı yüzdesi söz konusu sistem için çıkarılmıştır. Elde edilen örnek modeller için hesaplanan doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve özgüllük parametrelerine ait başarımların yüzdeleri Çizelge 6.5'te verilmiştir. Ancak kullanılan veri setlerinin büyüklüğü, verilerin örnek uzayında dağılım durumu vb. söz konusu metotların başarımların yüzdelere her biri için farklı açılardan etkilemektedir. Bu değişkenliğin karar destek sisteminin başarısını olumsuz etkilememesi adına veri değişkenliğine ve test tekrarlarına bağlı olarak düşebilecek kesinlik parametresinin değerini korumak adına, bir füzyon sınıflayıcı sistemi oluşturulmuştur. Bu füzyon sınıflayıcı sistemi Çizelge 6.5'te verilen dört bireysel sınıflayıcının doğruluk yüzdeleri üzerinden ağırlıklandırılmış bir oylama mantığı ile çalışmaktadır.

Çizelge 6.5 : Bireysel sınıflayıcılar için en başarılı sonuçlar

Bireysel Sınıflayıcılar İçin En Başarılı Sonuçlar				
Yöntem	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük
Çok Katmanlı YSA	0,9186	0,9384	0,9347	0,9591
Radyal Kernel Fonksiyonlu SVM	0,8854	0,8779	0,8886	0,9452
Karar Ağacı	0,6347	0,6330	0,6393	0,7227
Manhattan Uzaklığında 7-NN	0,8792	0,8794	0,8890	0,9405

Örnek bir test verisi için her bir sınıflayıcı aynı eğitim verisi üzerinden çalıştırılıp, devamında test görüntüsünün işlenmesi ve bireysel sınıflayıcıların verdikleri sınıf etiketlerinin ağırlıklı oylama sistemine gönderilmesiyle gerçekleştirilir. Oylama sistemine giren her cevap ait olduğu sınıflayıcının doğruluk yüzdesiyle ağırlıklandırılır. Devamında bu katsayılar 1'e normalize edilir ve oylama işlemi gerçekleşir. En yüksek oyu alan yaş etiketi test verisinin etiketini belirler.

Söz konusu oylama sistemi ile yapılan denemeler üç veri setinden çekilen karma veri eğitim seti ile eğitilip test için çalıştırıldığında Şekil 6.15'te görülen konfüzyon matrisi elde edilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde füzyon sınıflayıcı sisteminin %94.42 doğruluk oranıyla bireysel sınıflayıcılara göre daha başarılı olduğu görülmüştür.

1	156 23.5%	5 0.8%	2 0.3%	0 0.0%	3 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	94.0% 6.0%
2	5 0.8%	153 23.1%	2 0.3%	1 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.0% 5.0%
3	6 0.9%	1 0.2%	161 24.3%	2 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	94.7% 5.3%
4	3 0.5%	0 0.0%	1 0.2%	90 13.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.7% 4.3%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	39 5.9%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
6	1 0.2%	0 0.0%	2 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	21 3.2%	0 0.0%	87.5% 12.5%
7	0 0.0%	3 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 0.9%	66.7% 33.3%
	91.2% 8.8%	94.4% 5.6%	95.8% 4.2%	96.8% 3.2%	92.9% 7.1%	100% 0.0%	100% 0.0%	94.4% 5.6%
	1	2	3	4	5	6	7	
	Target Class							

Şekil 6.15 : Füzyon sınıflayıcı konfüzyon matrisi

6.3 Genel Değerlendirme Sonuçları

Gerçekleştirilen tez çalışması kapsamında ele alınan yaş kestirim problemi için belirlenen bireysel sınıflandırma modelleri test edilmiş ve başarı oranları verilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde karar ağacı algoritmasının hem yaş kestirim

problemi için başarısız bir sınıflayıcı modeli olduğu görülmüştür. Karar ağacı algoritması kişilere ait yüz görüntülerinden yaş değerlerini en başarılı test sonucunda %63,47 doğruluk oranıyla sınıflandırmıştır.

k-NN sınıflayıcı modeli incelendiğinde, 2 farklı komşuluk ve 2 farklı uzaklık ölçüm metriği için 4 sınıflayıcı model elde edilmiştir. Bunlar içerisinde uzaklık ölçümüne bakıldığında Manhattan uzaklık ölçütünün daha yüksek başarı gösterdiği, komşuluk bazında incelendiğinde ise k=7 komşulukta daha başarılı bir sınıflayıcı modeli oluşturulduğu görülmüştür. k-NN sınıflayıcı metodu için en yüksek başarı oranı %87.92 ile k=7 en yakın komşuluk için Manhattan uzaklığı ölçütü üzerinden oluşturulan sınıflandırma algoritmasında elde edilmiştir.

SVM yöntemiyle geliştirilen sınıflandırma algoritmalarına bakıldığında, incelenen 2 model oluşum kriterine göre kıyaslama yapılmıştır. Bunlardan ilki olan çekirdek fonksiyonları için başarı oranlarına bakıldığında radyal tabanlı çekirdek fonksiyonların kullanıldığı SVM modellerinin lineer çekirdek fonksiyon tabanlı sınıflayıcılara göre daha yüksek doğrulukta sınıflama yaptığı görülmüştür. Söz konusu modellerin çoklu sınıf incelemesine dayalı kümelenme durumları incelendiğinde ise OVA yönteminin OVO yöntemine göre hem daha hızlı hem de daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. SVM tabanlı sınıflayıcı modelleri içerisinde en başarılı model %88.54 doğruluk oranıyla OVA metodunda radyal tabanlı çekirdek fonksiyonu kullanan SVM modeli olmuştur.

Son bireysel sınıflayıcı metodu olan YSA temelli modeller ise kısıtlı veri seti uygulamalarında oldukça düşük bir performans göstermesine karşın, çok katmanlı ve 10 nöronlu YSA yapısında hem kendi model çeşitleri içinde hem de diğer bireysel sınıflayıcı modelleri içinde en yüksek başarı oranını göstermiştir. Çok katmanlı YSA modeli %91.86 doğruluk oranı ile en yüksek doğrulukta çalışan bireysel sınıflayıcı olarak kişilerin yüz görüntülerini sınıflandırmıştır. Literatürde yapılan benzer çalışmalar ve sonuçları incelendiğinde, Jana ve arkadaşları kişilerin yüz görüntülerini oylama tekniğiyle %90.6 doğruluk oranı sınıflandırmıştır [57]. Bu tez çalışmasında dört bireysel sınıflayıcının füzyon edilmesiyle oluşturulan, ağırlıklandırılmış oylama tekniği yöntemiyle çalışan füzyon sınıflayıcı yaş tahmini doğruluk oranını %94.42'ye yükselmiştir.

Elde edilen sınıflayıcıların eğitim ve test süreleri incelendiğinde, doğruluk yüzdeleriyle ters orantılı bir sonuç ortaya çıkmıştır. Füzyon sınıflayıcı eğitim ve test esnasında 4 modeli aynı anda çalıştırdığından en uzun işlem süresi bu sınıflayıcıda görülmüştür. 663 adet girdi verisi için yapılan denemede toplam eğitim süresi 10 deneme için ortalama 7dk 19sn iken test süresi 41sn'de tamamlanmaktadır. Bireysel sınıflayıcılar incelendiğinde bu süreler YSA için sırasıyla ortalama 4dk 51sn ve 17sn'dir. DVM için bu süreler 3dk 13sn'ye 11sn iken, karar ağacı için 3dk 2sn ve 8sn değerindedir. Söz konusu işlem süreleri ASUS marka G752VS 16GB RAM ve GTX1070-8GB ekran kartı destekli bilgisayar modeli üzerinden elde edilmiştir.



7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, kişilerin yüz görüntülerinden yaş değerleri hakkında kestirim yapılabileceği gösterilmiştir. Üç farklı veri seti üzerinden alınan görüntüler, görüntü işleme algoritmaları yardımıyla işlenmiş ve yaşla ilintili yüz bölgeleri işaretlenerek etki seviyelerine göre ağırlıklandırılmıştır. Yaşlanma ile ilintili olan bölgelerdeki öznelik değerleri mimik tabanlı doku değişimlerine göre daha yüksek katsayılarla değerlendirilmiştir. Bu verilerden elde edilen öznelik vektörleri üzerinde, sınıflayıcı metotları için eğitim seti oluşturmak amacıyla uzman hekimlerin kullandığı kırıxıklık diyagramları temel alınarak etiketleme yapılmıştır. Ardından bu eğitim setleri üzerinden sınıflayıcı metotlarıyla denemeler yapılmış ve kişilerin yaş değerleri hakkında tahminde bulunabilen hekime yardımcı bir karar destek sistemi geliştirilmiştir.

Literatürde kırıxıklıkların tespiti ve seviyelerinin belirlenmesi ile kişilerin yaş değerlerinin belirlenmesi adına öncü çalışmalar mevcuttur. Ancak klinik tedavilerin öncesi ve sonrası kırıxıklık seviyelerinin otomatik olarak belirlenebildiği belli bir standardının olduğu bir sistemin varlığına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tez çalışması ile tedavi süreçlerinin verimliliği ve tedavi için kullanılması planlanan ilaç vb. ürünlerin kişinin kimlik yaşına göre değil de sahip olduğu cilt yaşına göre uyarlanarak daha hızlı ve verimli tedavi süreçlerine imkan sağlaması da mümkün görünmektedir.

Yaşlanma karşıtı olan kozmetik ürünlerinin kullanım süreçlerinde yapılacak analizler geliştirilen kırıxıklık karşıtı ürünlerin verimliliğinin incelenmesine de büyük oranda katkı sağlayacaktır. Gelecekte yapılacak çalışmalarda kişiler için interaktif anketler hazırlanarak hikayelerinde sigara alkol kullanımı, genetik hastalık durumu, genetik cilt yapısı özellikleri, meslekleri vb. kriterleri de öğrenilerek bu özneliklerin yüz yapısına ve yaşlanmaya etkisi de araştırılmalıdır. Ayrıca literatürde bulunan veri setleri daha çok yaş aralığı için çeşitlendirilmeli ve temiz görüntü için standart ortamda veri kayıtlarına yönelim artırılmalıdır.



KAYNAKLAR

- [1] **Suo, J., Zhu, S., Shan, S. ve Chen, X.** (2009). A compositional and dynamic model for face aging, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
- [2] **Tobin, D. J.** (2017). Introduction to skin aging, *Journal of Tissue Viability*, vol. 26, pp. 37-46.
- [3] **Flament, F., Bazin, R. ve Piot, B.** (2015). Influence of gravity upon some facial signs, *International Journal of Cosmetic Science*, vol. 37, pp. 291-297.
- [4] **Kim, H.-J., Seo, K. K., Lee, H. ve Kim, J.** (2016). General Anatomy of the Face and Neck, *Clinical Anatomy of the Face for Filler and Botulinum Toxin Injection*, pp 1-53.
- [5] **Lemperle, G., Holmes, R. E., Cohen, S. ve Lemperle, S. M.** (2001). A classification of facial wrinkles, *Plastic & Reconstructive Surgery*, vol. 108(6), pp. 1735-50.
- [6] **Klein, A. W.** (2006). Techniques for soft tissue augmentation, *American Journal of Clinical Dermatology*, vol. 7(2), pp. 107-20.
- [7] **Singh, R.** (2014). Recognizing altered facial appearances due to aging and disguise, *Signal and Image Processing for Biometrics, Springer Berlin Heidelberg*, pp. 77-106.
- [8] **Valstar, M.** (2015). Automatic Facial Expression Analysis, *Understanding Facial Expressions in Communication, Springer India*, pp. 143-172.
- [9] **Shan, C.** (2012). Learning local binary patterns for gender classification on real-world face images, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 33, No. 4, pp. 431-437.
- [10] **Gu, W., Xiang, C., Venkatesh, Y.V., Huang, D. ve Lin, H.** (2012). Facial expression recognition using radial encoding of local Gabor features and classifier synthesis, *Pattern Recognition*, Vol. 45, No. 1, pp. 80-91.

- [11] **Lanitis, A., Draganova, C. ve Christodoulou, C.** (2004). Comparing different classifiers for automatic age estimation, *IEEE Trans. on SMC-B*, Vol. 34, No. 1, pp.621–628.
- [12] **Ren, H. ve Li, Z.-N.** (2006). Age estimation based on complexity-aware features, *In IEEE Conf. on FGR*.
- [13] **Guo, G., Fu, Y., Dyer, C. ve Huang, T.** (2015). Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression, *Computer Vision—ACCV, Springer International Publishing*, pp. 115-128.
- [14] **Guo, G. ve Mu, G.** (2011). Simultaneous dimensionality reduction and human age estimation via kernel partial least squares regression, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 657-664.
- [15] **El Dib, M. Y., El-Saban, M.** (2010). Human age estimation using enhanced bio-Inspired features, *Proceedings 17th IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 1589-1592.
- [16] **Guo, G., Mu, G., Fu, Y., Huang, T. S.** (2009). Human age estimation using bio-inspired features, *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 112-119.
- [17] **Hong, L., Wen, D., Fang, C., Ding, X.** (2013). A new biologically inspired active appearance model for face age estimation by using local ordinal ranking, *Proceedings ACM Fifth International Conference on Internet Multimedia Computing and Service*, pp. 327-330).
- [18] **Chang, K. Y., Chen, C. S., Hung, Y. P.** (2011). Ordinal hyperplanes ranker with cost sensitivities for age estimation, *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 585-592.
- [19] **Chao, W. L., Liu, J. Z., Ding, J. J.** (2013). Facial age estimation based on label-sensitive learning and age-oriented regression, *Pattern Recognition*, 46(3), pp. 628-641.
- [20] **Geng, X., Yin, C., Zhou, Z. H.** (2013). Facial age estimation by learning from label distributions, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(10), pp. 2401-2412.

- [21] **Han, H., Otto, C., & Jain, A. K.** (2013). Age estimation from face images: Human vs. machine performance, *Proceedings International Conference on Biometrics*, pp. 1-8.
- [22] **Guo, G., Zhang, C.** (2014). A study on cross-population age estimation, *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 4257- 4263.
- [23] **Cohen, I., Sebe, N., Garg, A., Chen, L. S., Huang, T. S.** (2003). Facial expression recognition from video sequences: temporal and static modeling'. *Proceedings Computer Vision and Image Understanding*, 91(1), pp. 160-187.
- [24] **Dibeklioglu, H., Gevers, T., Salah, A. A., Valenti, R.** (2012). A smile can reveal your age: Enabling facial dynamics in age estimation, *Proceedings 20th ACM International Conference on Multimedia*, pp. 209-218.
- [25] **Dibeklioglu, H., Salah, A. A., Gevers, T.** (2012). Are you really smiling at me? Spontaneous versus posed enjoyment smiles, *Proceedings Computer Vision–ECCV*, pp. 525-538.
- [26] **Fu, Y., Zheng, N.** (2006). M-face: An appearance-based photorealistic model for multiple facial attributes rendering, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 16(7), pp. 830-842.
- [27] **Lu, J., Tan, Y. P.** (2010). Gait-based human age estimation, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 5(4), pp. 761-770.
- [28] **Lanitis, A.** (2010). Age estimation based on head movements: A feasibility study, *Proceedings Fourth International Symposium on Communications, Control and Signal Processing*, pp. 1-6.
- [29] **Gnanasivam, P., Muttan, D. S.** (2012). Estimation of age through fingerprints using wavelet transform and singular value decomposition, *International Journal of Biometrics and Bioinformatics*, 6(2), pp. 58-67.
- [30] **Xia, B., Amor, B. B., Daoudi, M., Drira, H.** (2014). Can 3D shape of the face reveal your age?, *Proceedings International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, pp. 5-13.
- [31] **Yan, S., Wang, H., Tang, X. ve Huang, T.** (2007). Learning auto-structured regressor from uncertain nonnegative labels, *In IEEE conf. on ICCV*.

- [32] **Fernández, C., Huerta, I. ve Prati, A.** (2015). A comparative evaluation of regression learning algorithms for facial age estimation, *In Face and Facial Expression Recognition from Real World Videos, Springer International Publishing*, pp. 133-144.
- [33] **Guo, G., Fu, Y., Huang, T. S. ve Dyer, C.** (2008). Locally adjusted robust regression for human age estimation, *In IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*.
- [34] **Guo, G., Fu, Y., Huang, T. S. ve Dyer, C.** (2008). A probabilistic fusion approach to human age prediction, *In IEEE CVPR-SLAM Workshop*.
- [35] **Fu, Y. ve Huang, T. S.** (2008). Human age estimation with regression on discriminative aging manifold, *IEEE Trans. on Multimedia*, Vol. 10, No. 4, pp. 578–584.
- [36] **Fu, Y., Xu, Y. ve Huang, T. S.** (2007). Estimating human ages by manifold analysis of face pictures and regression on aging features, *In IEEE Conf. on Multimedia and Expo*, pp. 1383–1386.
- [37] **Cootes, T., Edwards, G. ve Taylor, C.** (1998). Active appearance models, *In European Conference on Computer Vision*, pp. 484–498.
- [38] **Panis, G., Lanitis, A., Tsapatsoulis, N. and Cootes, T. F.** (2015). Overview of research on facial ageing using the FG-NET ageing database, *IET Biometrics*.
- [39] **Li, C., Liu, Q., Liu, J. ve Lu, H.** (2012). Learning ordinal discriminative features for age estimation, *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 2570-2577.
- [40] **Dibeklioglu, H., Salah, A.A. ve Gevers, T.** (2012). A statistical method for 2-D facial landmarking, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 21, No. 2, pp. 844-858.
- [41] **Cula, G. O., Bargo, P. R., Nkengne, A. ve Kollias, N.** (2013), Assessing facial wrinkles: automatic detection and quantification, *Skin ResTechnol*, 19: e243–e251. doi:10.1111/j.1600-0846.2012.00635.x
- [42] **Mawale, A. J. ve Chaugule, A.** (2016). Detecting facial wrinkles based on gabor filter using geometric constraints, *IJCSIT*.
- [43] **Choi, S. E., Leea, Y. L., Leea, S. J., Parkb, K. R. ve Kima, J.** (2011). Age estimation using a hierarchical classifier based on global and local facial features. *Pattern Recognition*, vol:44 no:6, pp.1262-1281.

- [44] **Aznar-C., J., Torro-Alves, N. ve Fukusima, S.** (2010). How much older do you get when a wrinkle appears on your face? Modifying age estimates by number of wrinkles, *Aging, Neuropsychol., Cognit.*, vol. 17, no. 4, pp. 406–421.
- [45] **Ng, C.-C., Yap, M. H., Costen, N. ve Li, B.** (2014). An investigation on local wrinkle-based extractor of age estimation, *9th Int. Joint Conf. Comput. Vis., Imag. Comput. Graph. Theory Appl.*, vol. 1., pp. 675–681.
- [46] **Frangi, A. F.** (2001). Three-dimensional model-based analysis of vascular and cardiac images, *Ph.D. dissertation, Univ. Med. Center Utrecht, Utrecht, The Netherlands*.
- [47] **Çanak, B. ve Kamaşak, M. E.** (2017). Automatic scoring of wrinkles on the forehead, *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*.
- [48] **Li, Z., Park, U. ve Jain, A.K.** (2011). A discriminative model for age invariant face recognition, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 6, No. 3, pp. 1028-1037.
- [49] **Dibeklioğlu, H., Alnajar, F., Salah, A.A. ve Gevers, T.** (2015). Combining facial dynamics with appearance for age estimation, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, No. 6, pp. 1928-1943.
- [50] **Panis, G., Lanitis, A., Tsapatsoulis, N. ve Cootes, T. F.** (2016). An overview of research on facial aging using the FG-NET aging database, *IET Biometrics*, vol.5(2), pp. 37-46.
- [51] **Lanitis, A. ve Tsapatsoulis, N.** (2011). Quantitative evaluation of the effects of aging on biometric templates, *IET Computer Vision*, vol. 5(6), pp. 338-347.
- [52] **Ricanek, K. ve Tesafaye, T.** (2006). MORPH: A longitudinal image database of normal adult age-progression, *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp 341-345.
- [53] **Liu, H., Lu, J., Feng, J. ve Zhou, J.** (2017). Group-aware deep feature learning for facial age estimation, *Pattern Recognition*, vol. 66, pp. 82-94.
- [54] **Jana, R., Datta, D. ve Saha, R.** (2015). Age estimation from face image using wrinkle features, *Procedia Computer Science*, vol. 46, pp. 1754-1761.

- [55] **Batool, N. Ve Chellappa, R.** (2015). Fast detection of facial wrinkles based on Gabor features using image morphology and geometric constraints, *Pattern Recognition*, vol. 48, pp. 642-658.
- [56] **Jagtap, J. ve Kokare, M.** (2016). Human age classification using facial skin aging features and artificial neural network, *Cognitive Systems Research*, vol. 40, pp. 116-128.
- [57] **Nabiyev, V. V. ve Günay, A.** (2011). LBP yardımıyla görüntüdeki kişinin yaşının bulunması, *Çankaya University Journal of Science and Engineering*, vol. 8(1), pp. 27-41.
- [58] **Nixon, M. Ve Aguado, A.** (2002). *Feature Extraction & Image Processing*, Elsevier Publishing.
- [59] **Tan, P-N., Steinbach, M. ve Kumar, V.** (2006). *Introduction to Data Mining*, Addison Wesley Publishing.
- [60] **Freeman, J. A. ve Skapura, D. M.** (1991). *Neural networks algorithms, Applications and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing.
- [61] **Vapnik, V. N.** (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory* [M].
- [62] **Shin, K. S., Lee, T. S. ve Kim, H.** (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model, *Expert Systems with Applications*, 28(1):127–135.
- [63] **Gil, D. ve Johnsson, M.** (2010). Using support vector machines in diagnoses of urological dysfunctions, *Expert Systems with Applications*, 37(6):4713 – 4718.
- [64] **Joachims, T.** (1998). Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features. *Machine Learning: ECML-98*, pp. 137–142.
- [65] **Gorriz, J. M. ve ark.** (2008). Automatic computer aided diagnosis tool using component-based SVM. *IEEE Nuclear Science Symposium Conference, NSS'08*, pp. 4392–4395.
- [66] **Gil, D. ve Johnsson, M.** (2011). Support vector machines in medical classification tasks, *Support Vector Machines : Data Analysis, Machine Learning and Applications*, pp. 82-102.

- [67] **Kavzođlu, T., ve ölkesen, İ.** (2010). Destek vektör makineleri ile uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında kernel fonksiyonlarının etkilerinin incelenmesi, *Harita Dergisi*, 144(7), 73-82.
- [68] **Tatsumi, K. ve Tanino, T.** (2014). Support vector machines maximizing geometric margins for multi-class classification, *SpringerLink*, Vol. 22, Issue 3, pp. 844–851. doi:10.1007/s11750-014-0338-
- [69] **Kantardzic, M.** (2003). Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms, *John Wiley & Sons Publishing*.
- [70] **Witten, I. H. ve Frank, E.** (2005). Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, *Morgan Kaufmann Publishing, Second Edition*.
- [71] **Bhatia, N. ve Vandana.** (2010). Survey of nearest neighbor techniques, *International Journal of Computer Science and Information Security*, 8(2):302-305.
- [72] **Xu, G., Zong, Y. ve Yang, Z.,** (2013). Applied Data Mining, *CRC Press*, New York.
- [73] **Reitsma, J.B., Rutjes, A.W., Khan, K.S, Coomasamy, A. ve Bossuyt, P.M.** (2009). A review of solutions for diagnostic accuracy studies with an imperfect or missing reference standard, *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 62(8), pp. 797-806.
- [74] **Erdoğan, S. ve Temel, G. O.** (2014). Altın standart testin olmadığı durumda tanı testlerinin performanslarının değerlendirilmesi, *Düzce Tıp Fakültesi Dergisi*, vol. 16(2), pp. 58-62.
- Url-1** <<http://people.uncw.edu/vetterr/MORPH-NonCommercial-Stats.pdf>>, alındığı tarih: 27.01.2019.
- Url-2** <<http://sozluk.gov.tr/>>, alındığı tarih: 06.02.2019.
- Url-3** <<https://machinelearnings.co/text-classification-using-neural-networks-f5cd7b8765c6>> , alındığı tarih: 11.05.2019.
- Url-4** <<https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47>>, alındığı tarih:11.05.2019.
- Url-5** <<https://ahmetcevahircinar.com.tr/2017/05/28/makine-ogrenmesi/>>, alındığı tarih:23.06.2019.
- Url-6**<http://content.lms.sabis.sakarya.edu.tr/Uploads/48934/29554/1._analitik_kimya.pdf>, alındığı tarih:11.05.2019.



EKLER

EK 1 : TOBB ETÜ İnsani Arařtırmalar Etik Kurulu İzin Belgesi

EK 2 : alıřmaya Katılacak Gönüllüler İin Aydınlatılmıř Onam Formu



EK 1

Tarih: 20.11.2017

Toplantı No: 2017 Kasım/ 02

Karar No: 2017 Kasım/ 02-2

Sayın Prof. Dr. Osman EROĞLU

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

Mühendislik Fakültesi

Biyomedikal Mühendisliği

İnsan Araştırmaları Değerlendirme Kurulu'na etik yönden değerlendirmek üzere sunmuş olduğunuz 2017-16 kayıt nolu " Yüz ve Vücut Kırıksıklıklarından Yaş Tahmini Algoritması Geliştirilmesi " başlığını taşıyan projeniz etik yönden uygun görülerek onaylanmasına karar verilmiştir.

Bilginizi rica ederiz.

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

İnsan Araştırmaları Değerlendirme Kurulu

Prof. Dr. T. Nur ÇAĞLAR

Prof. Dr. Ediz DEMİRPENÇE

Yrd. Doç. Dr. Ethem AKYOL

Doç. Dr. Ozan ERGÜL

Doç. Dr. Tuba İŞİNSU İSEN DURMUŞ

Prof. Dr. Tahir HANALIOĞLU

Şekil Ek.1 : Etik kurul onay belgesi

EK 2

TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ

İNSAN ARAŞTIRMALARI İÇİN AYDINLATILMIŞ ONAM FORMU

(Araştırmacının Açıklaması)

'Yüz ve Vücut Kırışıklıklarından Yaş Tahmini Algoritması Geliştirilmesi' başlıklı bir araştırma yapmaktayız. Sizin de bu araştırmaya katılmanızı öneriyoruz. Ancak hemen söyleyelim ki bu araştırmaya katılıp katılmamakta serbestsiniz. Çalışmaya katılım gönüllülük esasına dayalıdır. Kararınızdan önce araştırma hakkında sizi bilgilendirmek istiyoruz. Bu bilgileri okuyup anladıktan sonra araştırmaya katılmak isterseniz formu imzalayınız.

Bu araştırma TOBB ETÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı öğretim üyesi Prof. Dr. Osman EROĞUL ve yüksek lisans öğrencisi Şule Berna AYAN tarafından yüksek lisans tez çalışmaları kapsamında gerçekleştirilecektir. Bu araştırmayı yapmak istememizin amacı, elde edilecek görüntü verilerine çeşitli görüntü işleme ve örüntü tanıma yöntemleri uygulayarak, yüz ve vücuttaki (el, yüz ve boyun gibi) farklı bölgelerde görülen kırışıklıkların analiziyle kişilerin yaş değerleri hakkında tahminde bulunan bir karar destek sistemi geliştirmektir. Bu çalışmaya katılımınız araştırmanın başarısı için önemlidir.

Eğer araştırmaya katılmayı kabul ederseniz, yapılacak olan çalışma için el, yüz ve boyun bölgelerinize ait görüntü verilerinize ihtiyaç duyulacaktır. Veri tabanı oluşturulurken dikkat edilecek olan en önemli hususlardan biri tüm fotoğrafların aynı ışık ve açı ile çekilecek olmasıdır. Bu durumun sağlayacağı fayda ile ışık ve açı değişikliklerinin görüntüye olan etkisinden kurtulmak amaçlanmaktadır. Katılımcılardan alınacak fotoğrafların Nikon marka D70 model profesyonel fotoğraf makinesi ile çekilmesi ve bu makinenin sağladığı otomatik hizalama özelliği ile katılımcıların kırışıklık bölgelerine odaklanarak çekim yapılması planlanmaktadır. Her çekimde katılımcıların ardışık olarak flaşlı ve flaşsız fotoğrafları çekilecektir. Toplamda en az 35 katılımcıdan toplamda en az 105 adet imge serisi (el, yüz ve boyun) elde edilmesi hedeflenmektedir. Katılımcıların ciltlerinde hiçbir türden ten makyajı

bulunmaması gerekmektedir. Buna ek olarak, görüntülenecek cilt bölgelerine son 1 yıl içerisinde herhangi bir operasyon uygulanmamış olması gerekmektedir. Katılımcıların imgeleri sabit ve mimiksiz pozisyonlarda alınacaktır. Elde edilecek görüntüler için, katılımcıların her iki kaşının orta noktalarına el ile işaretleme yapılarak bu iki yerin ortası her görüntü için üst üste olacak şekilde eş konumlarla görüntüleme sağlanması amaçlanmaktadır.

Bu çalışmaya katılmanız için sizden herhangi bir ücret istenmeyecek, çalışmaya katıldığınız için de size ek bir ödeme de yapılmayacaktır.

Bu çalışmaya katılmayı reddedebilirsiniz. Bu araştırmaya katılmak tamamen isteğe bağlıdır. Çalışmanın herhangi bir aşamasında onayınızı çekme hakkına da sahipsiniz.

Yapılacak olan çalışmadan elde edilecek görüntü verileri, yüksek lisans tez çalışmaları kapsamında akademik yayın vb. bilimsel çalışmalar haricinde kullanılmayacaktır. Bu bilimsel çalışmalarda katılımcılara ait görüntüler, kişisel bilgilerden (isim, iletişim bilgisi, telefon, adres vb.) ayrıştırılarak “Katılımcı-1, Katılımcı-2, Katılımcı-3 vb.” adlandırma yöntemiyle kullanılacaktır. Katılımcılara ait kişisel bilgiler (isim, iletişim bilgisi, telefon, adres vb.) çalışmada yer almayan 3.kişilerle paylaşılmayacaktır.

(Katılımcının Beyanı)

Prof. Dr. Osman EROĞUL ve Şule Berna AYAN tarafından TOBB ETÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalında bir araştırma yapılacağı belirtilerek bu araştırma ile ilgili yukarıdaki bilgiler bana aktarıldı. Bu bilgilerden sonra böyle bir araştırmaya “katılımcı” olarak davet edildim.

Eğer bu araştırmaya katılırsam araştırmacı ile aramda kalması gereken bana ait bilgilerin gizliliğine bu araştırma sırasında da büyük özen ve saygı ile yaklaşılacağı, araştırma sonuçlarının eğitim ve bilimsel amaçlarla kullanımı sırasında kişisel bilgilerimin özenle korunacağı konusunda bana yeterli güven verildi.

Bu arařtırmaya katılmak zorunda deęilim ve katılmayabilirim. Arařtırmaya katılmam konusunda zorlayıcı bir davranıřla karřılařmıř deęilim. Arařtırmanın yrtlmesi sırasında herhangi bir sebep gstermeden ekilebilirim. Ancak arařtırmacıları zor durumda bırakmamak iin arařtırmadan ekileceęimi nceden bildirmemin uygun olacaęının bilincindeyim.

Arařtırma iin yapılacak harcamalarla ilgili herhangi bir maddi sorumluluk altına girmiyorum. Bana da bir deme yapılmayacaktır.

Arařtırma uygulamasından kaynaklanan nedenlerle herhangi bir sorununun ortaya ıkması halinde, sorunun zlmesi ile ilgili gerekli mdahalenin yapılacaęı konusunda bana gvence verildi. Arařtırma ile ilgili bir sorum olduęunda, řule Berna AYAN'ı 05547447715 no'lu telefonundan arayabileceęimi biliyorum.

Bana yapılan tm aıklamaları ayrıntılarıyla anlamıř bulunmaktayım. Kendi bařıma belli bir dřnme sresi sonunda adı geen bu arařtırma projesinde "katılımcı" olarak yer alma kararımı aldım. Bu konuda yapılan daveti byk bir memnuniyet ve gnlllk ierisinde kabul ediyorum.

Karřılıklı imzalanın bu form kaęıdının bir kopyası bana verilecektir.

Katılımcı(Ad, soyad, adres, telefon ve imza):

Arařtırmacı(Ad, soyad, adres, telefon ve imza):



ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Şule Berna AYAN
Uyruğu : T.C.
Doğum Tarihi ve Yeri : 15.11.1993 Ankara/TÜRKİYE
E-posta : sayan@etu.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2016, Başkent Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Biyomedikal Mühendisliği

MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

Yıl	Yer	Görev
2016	TOBB ETÜ	Tam Burslu Yüksek Lisans Öğrencisi
2011	Başkent Üniveristesi	Tam Burslu Lisans Öğrencisi

YABANCI DİL: İngilizce (ileri), İspanyolca (başlangıç)

TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Ayan, Şule B.**, Eroğul, O., 2018. Age Estimation from Face Images by Segmentation and Classification of Wrinkle Regions, *International Biomedical Engineering Congress (IBMEC2018)*, Lefkoşa, KKTC.

DİĞER YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- -