



**DİREKT EL GRAFİLERİNDEN EFFICIENTNET
DERİN ÖĞRENME MODELİ KULLANILARAK
CİNSİYET TAHMİNİ**

**2024
DOKTORA TEZİ
ANATOMİ**

Yusuf SEÇGİN

**Tez Danışmanı
Doç. Dr. Zülal ÖNER**

**DİREKT EL GRAFİLERİNDEN EFFICIENTNET DERİN ÖĞRENME
MODELİ KULLANILARAK CİNSİYET TAHMİNİ**

Yusuf SEÇGİN

**Tez Danışmanı
Doç. Dr. Zülal ÖNER**

**T.C.
Karabük Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Anatomi Anabilim Dalında
Doktora Tezi
Olarak Hazırlanmıştır**

**KARABÜK
Haziran 2024**

Yusuf SEÇGİN tarafından hazırlanan “DİREKT EL GRAFİLERİNDEN EFFICIENTNET DERİN ÖĞRENME MODELİ KULLANILARAK CİNSİYET TAHMİNİ” başlıklı bu tezin Doktora Tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Doç. Dr. Zülal ÖNER
Tez Danışmanı, Anatomi Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından Oy Birliği ile Anatomi Anabilim Dalında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir. 03/06/2024

<u>Ünvanı, Adı SOYADI (Kurumu)</u>	<u>İmzası</u>
Başkan : Doç. Dr. Zülal ÖNER (İZBU)
Üye : Prof. Dr. Hıdır PEKMEZ (MTÜ)
Üye : Doç. Dr. Şeyma TOY (KBÜ)
Üye : Doç. Dr. Mahmut ÇAY (UÜ)
Üye : Doç. Dr. Serkan ÖNER (İZBU)

KBÜ Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Yönetim Kurulu, bu tez ile, Doktora derecesini onamıştır.

Doç. Dr. Zeynep ÖZCAN
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

“Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu; ayrıca bu kuralların ve ilkelerin gerektirdiği şekilde, bu çalışmadan kaynaklanmayan bütün atıfları yaptığımı beyan ederim.”

Yusuf SEÇGİN

ÖZET

Doktora Tezi

DİREKT EL GRAFİLERİNDEN EFFICIENTNET DERİN ÖĞRENME MODELİ KULLANILARAK CİNSİYET TAHMİNİ

Yusuf SEÇGİN

**Karabük Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Anatomi Anabilim Dalı**

Tez Danışmanı:

Doç. Dr. Zülal ÖNER

Haziran 2024, 44 sayfa

Cinsiyet tahmini adli antropolojide kimliklendirmenin ilk ve en önemli basamağıdır. Kimliklendirme için yapılan cinsiyet tahmininde uzun yıllar yapısını koruyabilen ve çevresel faktörlerden minimum etkilenen kompakt yapısı ile kemik doku sıkça kullanılmaktadır. Kemik doku içerisinde pelvis ve cranium kemikleri en güvenilir olarak görülse de savaş, doğal afet, trafik kazaları gibi durumlarda bulunamayabilir ya da bütünlüğü bozulmuş olabilir. Bundan dolayı literatürdeki güncel çalışmalar diğer kemik dokularına da odaklanmaktadır.

Çalışma çeşitli sağlık sorunları ile Karabük Üniversitesi Eğitim ve Araştırma Hastanesi'ne başvurmuş el kemiklerinde herhangi patoloji ya da cerrahi girişim öyküsü olmayan 3-18 yaş aralığındaki 350 kadın, 350 erkek bireye ait el direkt grafileri (X-Ray) üzerinden gerçekleştirildi. Elde edilen 700 X-Ray görüntüsü orijinal veri setini oluşturdu. Daha sonra orijinal verilere veri zenginleştirme işlemi uygulanarak

2300 görüntü daha elde edildi (Veri zenginleştirme; belirli kurallara uygun olarak verinin yakınlaştırma, döndürme, genişlik kaydırma, yükseklik kaydırma ve yatay döndürme işlemine tabi tutularak çoğaltılmasıdır). Elde edilen genişletilmiş 3000 görüntülük veri setinin %80'i eğitim, %10'u doğrulama ve %10'u test seti olarak belirlendi ve derin öğrenme modellemesi yapıldı. Derin öğrenme modellerinden EfficientNet B0 modeli tercih edildi ve bu modelin performansı ResNet-50 ve Xception modelleri kullanılarak karşılaştırma yapıldı.

Çalışma sonucunda cinsiyet tahmini açısından EfficientNet B0 modeli ile 0.98 doğruluk oranı elde edildi. Modelin performansını değerlendirmek için kullanılan Xception modeli ile 0.95, ResNet-50 modeli ile de 0.93 oranında doğruluk elde edildi. El X-Ray görüntüleri üzerinden derin öğrenme modelleri kullanılarak yapılan bu cinsiyet tahmini çalışmasında yüksek doğruluk ve güvenilirlik elde edildi. Bu bağlamda yapılan bu çalışmanın anatomi, adli tıp ve adli antropoloji bilimlerine önemli katkılar sunacağı kanaatindeyiz.

Anahtar Sözcükler : El, EfficientNet, ResNet-50, Xception, Cinsiyet tahmini.

Bilim Kodu : 1005

ABSTRACT

Ph. D. Thesis

GENDER PREDICTION FROM DIRECT HAND RADIAMS USING EFFICIENTNET DEEP LEARNING MODEL

Yusuf SEÇGİN

**Karabük University
Institute of Graduate Programs
Department of Anatomy**

**Thesis Advisor:
Assoc. Prof. Dr. Zülal ÖNER**

June 2024, 44 pages

Sex estimation is the first and most important step of identification in forensic anthropology. Bone tissue is frequently used in sex estimation for identification because of its compact structure that can preserve its structure for many years and is minimally affected by environmental factors. Although pelvic and cranium bones are considered to be the most reliable, they may not be found in cases such as war, natural disasters, traffic accidents or their integrity may be disrupted. Therefore, current studies in the literature focus on other bone tissues.

The study was performed on the hand direct radiographs (X-Ray) of 350 female and 350 male individuals aged 3-18 years with no pathology or surgical intervention in the hand bones who were admitted to Karabük University Training and Research Hospital with various health problems. The 700 X-Ray images obtained constituted the original data set. Then, 2300 more images were obtained by applying data enrichment process

to the original data (Data enrichment is the reproduction of the data by zooming, rotation, width shift, height shift and horizontal rotation in accordance with certain rules). Out of the expanded data set of 3000 images, 80% of the data set was used as training, 10% as validation and 10% as test set and deep learning modeling was performed. Among the deep learning models, EfficientNet B0 model was preferred and the performance of this model was compared using ResNet-50 and Xception models.

As a result of the study, an accuracy rate of 0.98 was obtained with the EfficientNet B0 model in terms of gender prediction. To evaluate the performance of the model, 0.95 accuracy was obtained with the Xception model and 0.93 accuracy was obtained with the ResNet-50 model.

High accuracy and reliability were achieved in this gender prediction study using deep learning models on hand X-Ray images. In this context, we believe that this study will make important contributions to anatomy, forensic medicine and forensic anthropology.

Key Word : Hand, EfficientNet, ResNet-50, Xception, Gender prediction.

Science Code : 1005

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimim süresince; bilgi ve deneyimini aktaran hem mesleki hem de meslek dışı her türlü düşünce ve ufkundan istifade ettiğim çok kıymetli tez danışmanım Doç. Dr. Zülal ÖNER'e

Doktora eğitimim süresince; bilgi ve deneyimini bana aktaran çok kıymetli hocam Doç. Dr. Şeyma TOY'a

Doktora tezimin analizinde bana destek olan kıymetli hocam Dr. Öğr. Üyesi Muhammet ÇAKMAK'a

Doktora eğitimim süresince; akademik katkıları ile bana destek olan kıymetli hocalarım Prof. Dr. İbrahim KÜRTÜL'e, Prof. Dr. Bünyamin ŞAHİN'e, Prof. Dr. Hıdır PEKMEZ'e, Doç. Dr. Deniz ŞENOL'a, Doç. Dr. Mahmut ÇAY'a, Dr. Öğr. Üyesi Nesibe YILMAZ'a

Tanıştığımız günden itibaren hayatımda bana yeni mutluluklar tattıran sevgili eşim Şeyda SEÇGİN'e, ailemizin en tatlı üyesi Ahsen Vera SEÇGİN'e

Yaşamımda bu günlere gelmemi sağlayan eğitim hayatım boyunca maddi ve desteğini esirgemeyen ve her zaman yanımda olan babam Şükrü SEÇGİN'e, annem Şenay SEÇGİN'e, kardeşim Betül SEÇGİN'e

Akademik hayatım boyunca tanıştığım tüm akademisyen hocalarıma, yüksek lisans ve doktora arkadaşlarıma, çalışma arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KABUL.....	ii
ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	vi
TEŞEKKÜR.....	viii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xi
ÇİZELGELER DİZİNİ	xii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xiii
BÖLÜM 1	1
GİRİŞ	1
BÖLÜM 2	4
GENEL BİLGİLER	4
2.1. ANTROPOLOJİ HAKKINDA GENEL BİLGİ.....	4
2.2. KİMLİK VE KİMLİKLENDİRME	4
2.3. CİNSİYET TAHMİNİNİN ÖNEMİ	5
2.4. CİNSİYET TAHMİNİNDE EL MORFOMETRİSİNİN ÖNEMİ.....	5
2.5. DİREK GRAFİ ÖZELLİKLERİ	5
2.6. EL ANATOMİSİ.....	6
2.6.1. Ossa Manus (El kemikleri)	6
2.6.2. Articulationes Manus (El eklemleri)	10
2.6.3. El Kasları	12
2.7. YAPAY ZEKÂ VE YAPAY ZEKÂ'NIN CİNSİYET TAHMİNİNDEKİ ÖNEMİ.....	12
BÖLÜM 3	15
MATERYAL VE METOT	15
3.1. GÜNCEL DERİN ÖĞRENME MODELLERİ.....	16
3.2. ÇALIŞMA DİZAYNI	20

	<u>Sayfa</u>
BÖLÜM 4	23
BULGULAR.....	23
BÖLÜM 5	28
TARTIŞMA	28
BÖLÜM 6	33
SONUÇ VE ÖNERİLER	33
6.1. SONUÇ	33
6.2. ÖNERİLER	33
KAYNAKLAR	34
EK AÇIKLAMALAR A. ETİK KURUL	40
ÖZGEÇMİŞ	44

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1. Ossa manus'un demonstrasyonu.....	6
Şekil 2.2. Ossa carpi'nin dorsal'den görünüşü.....	8
Şekil 2.3. Ossa carpi'nin palmar görünüşü	8
Şekil 2.4. Ossa metacarpi'nin demonstrasyonu	9
Şekil 2.5. Ossa digitorum'un demonstrasyonu	10
Şekil 2.6. Articulationes manus'un ligamentlerinin palmar görünüşü.....	11
Şekil 2.7. El kasları demonstrasyonu	12
Şekil 3.1. Kadın ve erkek orjinal veri setine ait görsel örnekler.	15
Şekil 3.2. Veri artırma işlemi yapılmış kadın ve erkek setine ait görsel örnekler. ...	16
Şekil 3.3. EfficientNet'in şematik gösterimi	17
Şekil 3.4. Resnet-50 şematik gösterimi.....	18
Şekil 3.5. Xception şematik gösterimi	19
Şekil 3.6. Geleneksel makine öğreniminin şematik gösterimi.....	20
Şekil 3.7. Transfer öğrenmenin şematik gösterimi	20
Şekil 4.1. Modellere ait confusion matrix tablosu.	25
Şekil 4.2. a) EfficientNet B0 kayıp grafiği b) EfficientNet B0 doğruluk grafiği.	26

ÇİZELGELER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 3.1. Veri kümesindeki orijinal ve genişletilmiş verilere ait bilgiler.	21
Çizelge 3.2. CNN modellerine ait giriş değeri ve parametreleri.....	22
Çizelge 4.1. Modellerin performans değerleri.	24
Çizelge 4.2. Modellere ait sınıflandırma değerleri.....	24

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

KISALTMALAR

DNA	: Deoksiriboz Nükleik Asit
X-Ray	: Direkt Grafi
BT	: Bilgisayarlı Tomografi
MRI	: Manyetik Rezonans Görüntüleme
USG	: Ultrasonografi
ML	: Makine Öğrenme Algoritmaları
YSA	: Yapay Sinir Ağları
DL	: Derin Öğrenme
Art	: Articulatio
Lig	: Ligamentum
Artt	: Articulationes
Ligg	: Ligamenta
M	: Musculus
Mm	: Musculi
AI	: Yapay Zekâ
CNN	: Convulational Neural Networks
ILSVRC	: ImageNet Large Scale Visual Regonition Challenge
TN	: Gerçek Negatif
TP	: Gerçek Pozitif
FN	: Yanlış Negatif
FP	: Yanlış Pozitif
F1	: F1 Score
Acc	: Doğruluk
Pre	: Spesifite
Sen	: Sensitivite

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Kimlik, bireyin diğer bireyler arasındaki farklılığını ortaya koyan fiziksel özelliklerin (cinsiyet, boy, kilo, ırk, ten rengi, yüz yapısı, vücut yapısı vb.) tamamına verilen adlandırmadır. Bireyin bu fiziksel özelliklerinin ortaya konulmasına ise kimliklendirme adı verilmektedir. Kimliklendirmede ilk bakılacak fiziksel özellik cinsiyettir. Çünkü cinsiyet potansiyel kimlik havuzundaki ihtimalleri %50'ye varan oranlarda azaltılmasını sağlamaktadır. Bu da hızlı karar verilmesi gereken vücut bütünlüğünün bozulduğu (çürüme ve parçalanma) savaş, yangın, patlamalar, terör olayları, trafik kazaları ve doğal afetler gibi durumlarda kritik bir önem arz etmektedir. Ayrıca cinsiyet tahmini boy ve kilonun da tahmin edilme oranını arttırmaktadır. Dolayısıyla postmortem cinsiyet tahmini adli tıp bilimlerinin önemli konu başlıkları arasındadır [1-6]. Adli tıp uzmanları ve antropologlar geçmiş dönemlerde cinsiyet tahmini için başlıca kompakt yapısından ve omurgalı vücudunun esas yapısını oluşturmasından dolayı kemik dokuyu tercih etmişlerdir. Bu kemikler içerisinde de en fazla cranium ve pelvis kemiğini kullanmışlardır. Pelvis doğum morfolojisinden dolayı en dimorfik kabul edilmekte olup, ikinci en dimorfik kemik ise cranium kabul edilmektedir. Fakat günümüzde her kazıda ya da adli olayda kafatası ve/veya pelvis kemiğinin bulunmamasından dolayı diğer kemik dokuların özellikle el ve ayak kemiklerinin önemi artmıştır [2, 7, 8].

Ayrıca cinsiyet tahmini temel tıp bilimlerinde anatomik yapıların cinsiyete bağlı morfometrisinin belirlenmesinde, cerrahi tıp bilimlerinde cinsiyete bağlı doğru invaziv girişimin seçilmesinde, pazarlama sektöründe ise ürünün doğru kitlelere ulaştırılmasında büyük önem arz etmektedir [9-13].

Cinsiyet tahmini için morfolojik, metrik, moleküler ve radyografik yöntemler tercih edilmektedir. Moleküler yöntemler içerisindeki Deoksiriboz nükleik asit (DNA)

analizi yüksek doğruluk sağlamasına karşın donanımlı laboratuvar gerektirmesi, karışık prosesinin olması, akraba profilinin gerekliliği, uzman personel ihtiyacının olması, zaman alması ve yüksek maliyetinin olması gibi dezavantajları da bulunmaktadır. Fakat uzun yıllar çürümeye maruz kalmış ve yapılarının büyük bir çoğunluğunu kaybetmiş dokularda hala iyi bir alternatiftir. Morfolojik yöntemler cinsiyet farklılığının görsel değerlendirilmesine olanak sağlayan metotlardır. Fakat morfolojik yöntemlerde bireyin yaşı (ergenlik öncesi-sonrası) önemli olup ergenlik öncesi yaşlarda daha düşük hassasiyetle çalışmakta ve parçalanmış, çürümüş dokularda çalışılmamaktadır. Bunun dışında en önemli dezavantajı ise gözlemciler arası ve gözlemci içi hataların mevcut olmasıdır. Metrik yöntemlerde cinsiyet farklılığına bağlı oluşan boyutsal farklılık değerlendirilmektedir. Bu yöntemlerde verilerin değerlendirilmesi ve analizi morfolojik yöntemlere göre hem daha kolay hem de daha güvenilirdir. Radyolojik yöntemlerin geleneksel metrik yöntemlere göre doğruluk oranı biraz daha fazladır. Bunun sebebi radyografik yöntemlerin bütünleşmiş dokularda rekonstrüksiyon imkânı sağlaması ve daha hassas ölçüm imkânı sağlamasından kaynaklı olduğu düşünülmektedir. Bu yöntemde direkt grafi (X-Ray), Bilgisayarlı Tomografi (BT), Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI), Ultrasonografi (USG) gibi farklı tekniklerden yararlanılmaktadır [2, 3, 7].

Metrik ve radyolojik yöntemlerin analizinde birçok istatistiksel yöntem mevcuttur. Bu yöntemler arasında diskriminant fonksiyon analizi, lojistik regresyon analizi, makine öğrenme algoritmaları (ML), yapay sinir ağları (YSA) ve derin öğrenme (DL) modelleri yer almaktadır. Diskriminant fonksiyon analizleri cinsiyet tahmininde uzun yıllar kullanılmış ve halen kullanımına devam eden istatistiksel bir yöntemdir. Ancak bu iki yöntem algoritma tabanlı yöntemlere göre daha düşük sonuçlar vermektedir. Lojistik regresyon, diskriminant fonksiyon analizine göre daha iyi bir istatistiksel model olduğu düşünülmektedir. Çünkü lojistik regresyon varsayımları esnek, varyansları farklı, sürekli ve kategorik verilerde daha iyi performans göstermektedir. ML algoritmaları metrik veriler üzerinden öğrenme yapabilen ve bu veriler üzerinden tahminlerde bulunabilen sınıflandırma algoritmalarıdır. ML algoritmaları güçlü varsayımların olmadığı durumlarda verileri işleyip yüksek doğrulukta analiz edebilir. YSA girdiler ile çıktılar arasındaki karmaşık bağlantıları çözüp probleme uygun cevap oluşturmayı sağlayan matematiksel bir modeldir. YSA antropoloji, adli tıp, anatomi,

radlyoloji ve klinik bilimlerde grnt iŖleme, veri analizi ve sınıflandırma imkânı sađlayan etkin bir bilgisayar tabanlı modeldir. DL, birçok iŖleme tekniđinin birleŖimi ile ortaya çıkan yapay zekanın gnmzdeki popler tekniđidir. Bu yntem byk veri setlerinin, karmaŖık problemlerin hızlı ve kararlı analizine imkân sađlamaktadır. Dezavantajı ise diđer yapay zekâ rnlerine oranla daha fazla veri setine ihtiyaç duymasıdır. Fakat bu dezavantajına rađmen olađanst bir zellik olan bilgisayar gzyle grme ve grnt iŖlemesinden dolayı insanın metrik analizine oranla çok yksek oranda hatta rekabeti zor bir performans ortaya koymaktadır [14-19].

Bu alıŖmanın amacı direkt el grafileleri zerinden EfficientNet DL modeli kullanılarak yksek dođrulukta ve gvenilirlikte cinsiyet tahmini yapmaktır.

BÖLÜM 2

GENEL BİLGİLER

2.1. ANTROPOLOJİ HAKKINDA GENEL BİLGİ

Antropoloji kelimesi Yunanca'dan köken alır ve insan bilimi anlamına gelmektedir. Anthropos (insan), logos (bilim) kelimelerinin birleşmesi ile ortaya çıkmıştır. Antropoloji, fizik/biyolojik antropoloji ve sosyal/kültürel antropoloji olmak üzere iki alt dala ayrılır. Fizik/biyolojik antropoloji insanın mevcut dış fiziki yapısı ve bu fiziki yapının ataları ile olan ilişkilerini inceler. Sosyal/kültürel antropoloji ise bireyin, toplumların sosyokültürel yapılarını bu yapının tarihsel değişimini inceler [20]. Fizik/biyolojik antropolojinin alt dalları arasında adli antropoloji yer almaktadır. Bu antropoloji türü bireyin fiziki özelliklerini adli amaçlar için inceler [21].

Antropoloji'nin tarihsel geçmişi ilk insanın ortaya çıkışına kadar dayanmaktadır. Çünkü insan tarihin her aşamasında kökenimiz neresi, kökenimiz hangi tarihe dayanmakta gibi sorulara cevap aramıştır. Dolayısıyla antropoloji bilimi için insan kadar eski denilebilir [22].

2.2. KİMLİK VE KİMLİKLENDİRME

Bir bireyin belirlenmesinde ve diğer bireylerden farkının ortaya konulmasında kullanılan tüm özelliklere kimlik adı verilir. İki ayrı kimlik tanımı bulunmaktadır. Bunlardan birincisi bireyin devlet kayıtlarında yer alan doğum yılı, ebeveyn adı, doğum yeri ve nüfusa kayıtlı olduğu il gibi özellikleri içerisine alan adli kimliktir. İkincisi ise saç, göz rengi, cinsiyet, boy uzunluğu, vücut ağırlığı, yüz yapısı, doğum izleri, diş sayıları gibi bireyin vücut özelliklerini belirleyen tıbbi kimliktir [23]. Kimliklendirme ise bireyin kimlik özelliklerine bağlı tanımlamasının yapılmasına denir. Kimliklendirme kolay gözükse de sosyolojik, adli, insani ve dini gibi birçok

boyutu bulunmasından dolayı kompleks bir olaydır. Bu kompleks yapısından dolayı kimliklendirme yapılırken doğru, güvenilir, hızlı, literatürde kanıtlanmış olan metotların kullanılması büyük önem arz etmektedir [24]. Özellikle toplu ölümlerin meydana geldiği savaş, doğal afet, kaza gibi durumlarda hızlı karar alma mekanizması ciddi önem arz etmektedir [24-27].

2.3. CİNSİYET TAHMİNİNİN ÖNEMİ

Cinsiyet hem adli bağlamda hem de sosyal anlamda bireyin diğer bireylerden ayırt edilmesini sağlayan temel özellikler arasındadır. Sosyal bir varlık olan insanın sosyalleşmesinde cinsiyet önemli bir kriterdir [28]. Adli boyuttan bakıldığında ise bireyin postmortem cinsiyet tahmini doğal afet ve savaş durumlarında kritik öneme sahiptir. Doğal afet ve savaş durumlarında bireyin kimliklendirilmesinin hızlı ve doğru bir şekilde yapılması gerekmektedir. Kimliklendirmenin hızlı ve doğru yapılabilmesi için bakılacak temel özelliklerden biri cinsiyetin belirlenmesidir. Cinsiyetin belirlenmesi toplu ölümlerde oluşan kimlik havuzunun yaklaşık %50 oranında azaltılmasına imkân sağlamaktadır [11, 16, 19, 25-27].

2.4. CİNSİYET TAHMİNİNDE EL MORFOMETRİSİNİN ÖNEMİ

Doğal afet ve savaş durumlarında vücut bütünlüğü bozulabilmektedir. Bu gibi durumlarda kompakt yapısı bulunan kemik dokunun önemi ortaya çıkmaktadır. Literatürde kemik dokusu içerisinde cranium ve/veya pelvis kemiğinin cinsiyet tahmininde en güvenilir olduğu bildirilse de vücut bütünlüğünün bozulduğu durumlarda bu kemikler bulunamayabilir ya da tamamen erezyona uğramış olabilir. Bu gibi durumlarda diğer kemik dokuların önemi ön plana çıkmaktadır. Bundan dolayı 19. ve 21. yüzyılda cinsiyet tahmini üzerine yapılan çalışmalarda el morfometrisinin sıkça kullanıldığı görülmektedir [19, 26, 29, 30].

2.5. DİREK GRAFİ ÖZELLİKLERİ

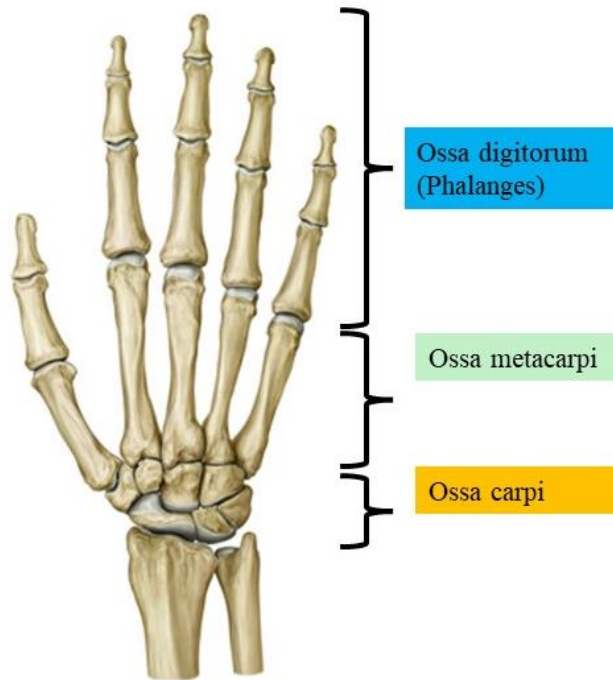
Radyografi, radyologlar tarafından bir yapı üzerine X-ışını uygulanarak yapı hakkında bilgi edinilen bir görüntüleme yöntemidir. X-ışını yapı içerisinden geçtikten sonraki

yoğunluđu bize yapı hakkında bilgiler sunar. Ama bu yoğunluđun görünür hale gelebilmesi için bu yoğunluđun radyasyona duyarlı bir araca aktarılması gerekmektedir. Bu araca geleneksel yöntemlerde film ekranı ve/veya film kaseti adı verilmektedir. Günümüzde ise bu yoğunluk dijital dedektörler vasıtasıyla ortaya konulabilmektedir. Dijital yöntemin kullanıldığı radyografilere ise dijital radyografi adı verilmektedir. Bu dijital yöntemin geleneksel yöntemlere göre kontrast iyileştirme, kırpma, görüntü birleştirme, görüntünün farklı yerlerde kullanılabilmesi, daha az radyasyon maruziyeti, teleradyoloji ile kullanılabilirlik, elektronik kopyalarının kolay depolanabilmesi ve iletilebilmesi gibi bir çok avantajları mevcuttur [31].

2.6. EL ANATOMİSİ

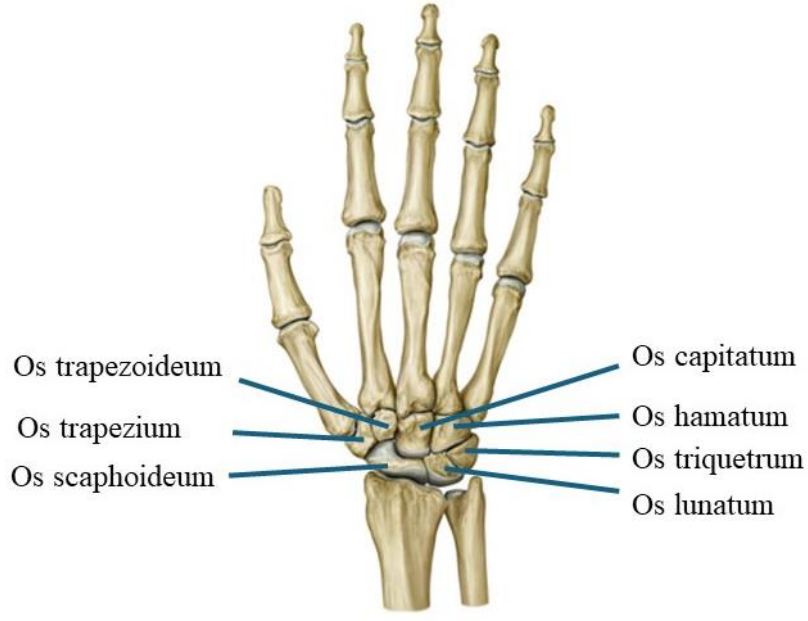
2.6.1. Ossa Manus (El kemikleri)

El iskeleti 8 adet ossa carpi, 5 adet ossa metacarpi ve 14 adet ossa digitorum (phalanges) kemiđi olmak üzere toplam 27 kemikten oluşur (Şekil 2.1).

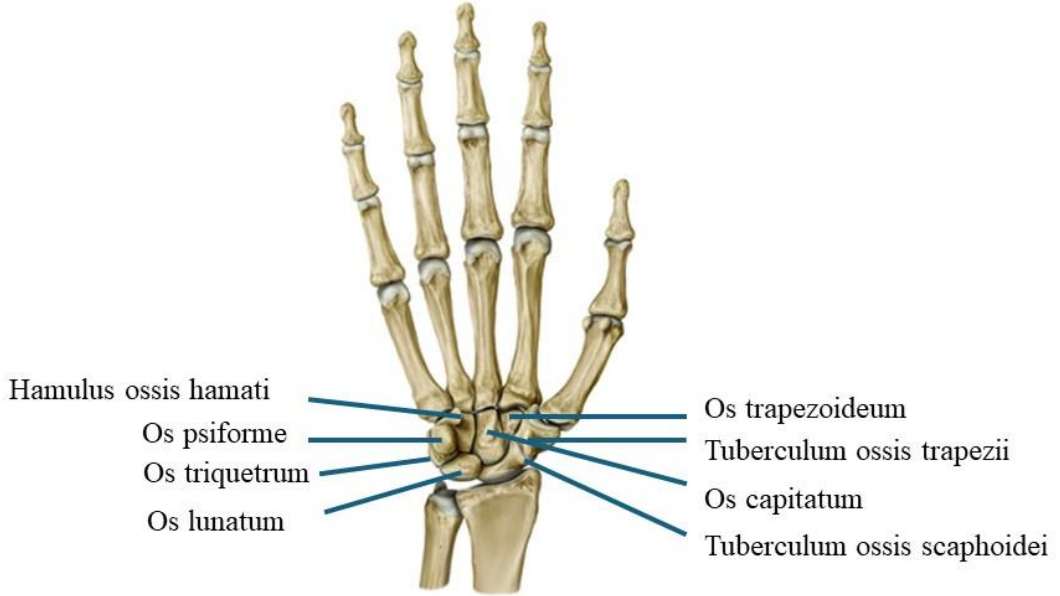


Şekil 2.1. Ossa manus'un demonstrasyonu [32].

Ossa carpi (el bileği kemikleri), iki sıra halinde (proximal ve distal) olmak üzere toplam 8 adet küçük kemikten oluşur. Proximal sırada anatomik pozisyona uyacak şekilde dıştan içe doğru os scaphoideum, os lunatum, os triquetrum ve os pisiforme olmak üzere 4 adet kemik yer alır. Distal sırada ise yine dıştan içe doğru os trapezium, os trapezoideum, os capitatum ve os hamatum olmak üzere 4 adet kemik yer alır. Os pisiforme hariç tamamının 6 yüzü yer alır ve os scaphoideum ve os lunatum hariç diğerlerinin dorsal yüzleri volar yüzlerine nazaran daha geniştir. Os scaphoideum, ossa carpi içerisinde en sık kırılan sandal görünümündeki proximal sıranın en büyük kemiğidir. Kırığında yaklaşık 3 hafta boyunca radyografik bulgu göstermeyebilir ve sadece fovea radialis (enfıye çukuru)'e baskı uygulandığında hassasiyet hissedilir. Palmar yüzünde tuberculum ossis scaphoidei adı verilen bir çıkıntı yer alır. Proximalde radius, medial'de os lunatum, os capitatum, distalde ise os trapezium ve trapezoideum ile eklem yapar. Os lunatum, ossa carpi içerisinde en sık çıkığı görülen proximal sıranın ortasında yer alan yarımay şeklindeki kemiktir. Proximalde radius, medial'de os triquetrum, lateral'de os scaphoideum, distal'de ise os capitatum ve os hamatum ile eklem yapar. Os triquetrum, piramide benzemekte olup diğer ossa carpi kemiklerinden os pisiformeye uyan yuvarlak eklem yüzü ile ayrılmaktadır. Proximalde ulna, lateralde os lunatum, distal'de ise os hamatum ile eklem yapar. Os pisiforme, bezelyeye benzeyen ossa carpi'nin en küçük kemiğidir. Os triquetrum ile eklem yapan oval eklem yüzü yer alır. Dorsal yüzünde os triquetrum ile eklem yapar. Os trapezium'un distal yüzü eyer şeklindedir ve articulatio (art.) carpometacarpalis pollicis'in yapısına katılır. Palmar yüzünde tuberculum ossis trapezii adı verilen çıkıntı yer almaktadır. Proximalde os scaphoideum, medialde os trapezoideum, os metacarpale II, distalde ise os metacarpale I ile eklem yapar. Os trapezoideum, distal sıradaki ossa carpi'nin en küçük kemiği olup küçük çocuk patiğini andırır. Proximalde os scaphoideum, medialde os capitatum, lateralde os trapezium, distalde ise os metacarpale II ile eklem yapar. Os capitatum, en fazla ossa metacarpale ile eklem yapan ossa carpi'nin en büyük kemiğidir. Proximalde os lunatum, os scaphoideum, medialde os hamatum, lateralde os trapezoideum, distalde ise os metacarpale II, III ve IV ile eklem yapar. Os hamatum, palmar yüzünde hamulus ossis hamati adı verilen çengel yapı ile karakterize distal sıranın en iç kısmında yer alan kemiktir. Proximalde os lunatum, medialde os triquetrum, lateralde os capitatum, distalde ise os metacarpale IV ve V ile eklem yapar (Şekil 2.2, 2.3).



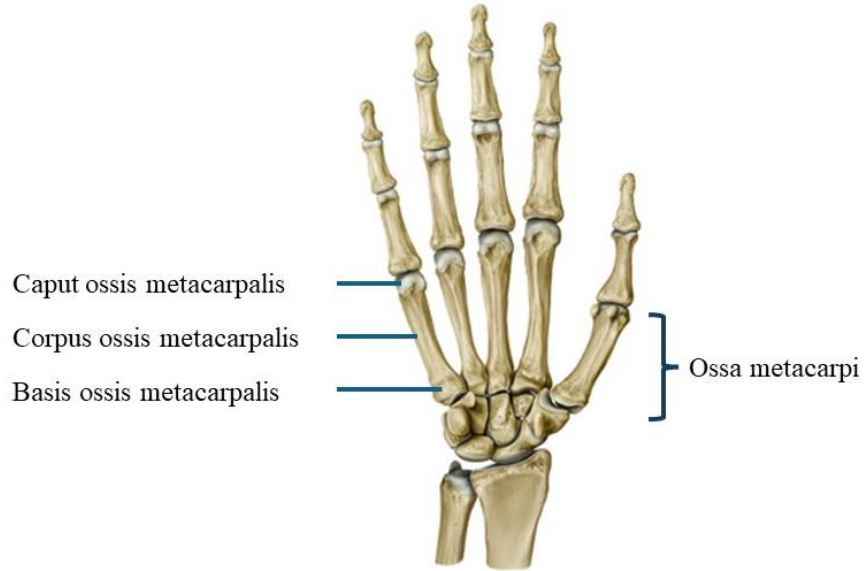
Şekil 2.2. Ossa carpi'nin dorsal'den görünüşü [32].



Şekil 2.3. Ossa carpi'nin palmar görünüşü [32].

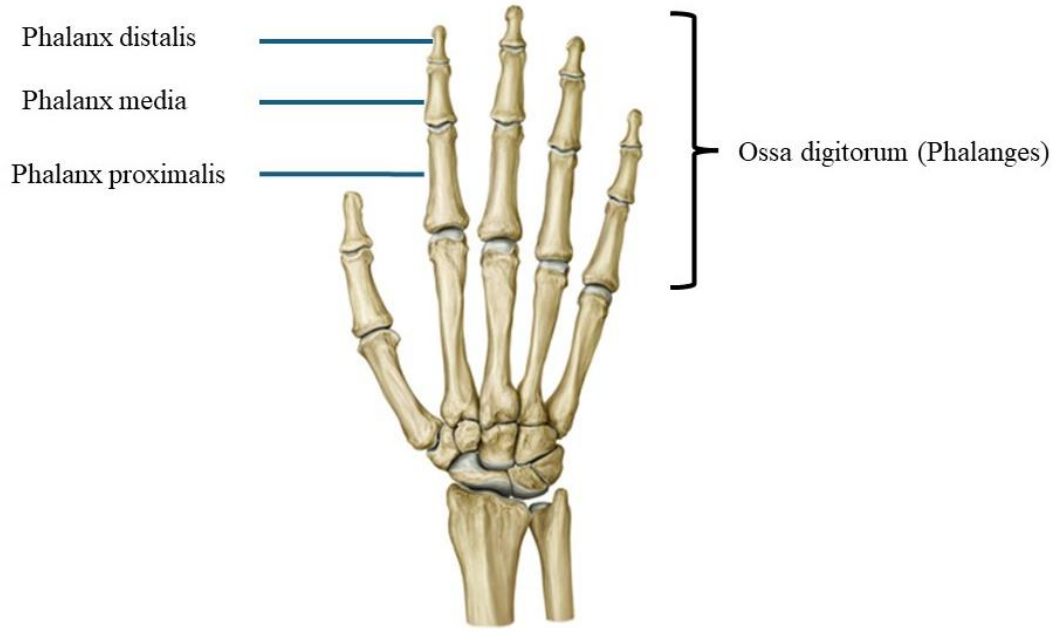
Ossa metacarpi iki ucu, bir gövdesi bulunan ince uzun el tarağı kemikleridir. Bu kemikler 5 adet olup isimlendirilmesi anatomik pozisyona göre dıştan içe doğru I-V arasında numaralandırılır. Proximal'ine basis ossis metacarpalis, distal'ine caput ossis metacarpale, gövdesine ise corpus ossis metacarpalis ismi verilmektedir. Os metacarpale I, ossa metacarpi içerisindeki en kalın ve en kısa olanıdır. Os metacarpale I os trapezium ile eklem yapar. Os metacarpale II, ossa metacarpi içerisinde boyu en

uzun olan kemiktir. Os metacarpale II os trapezium, os trapezoideum ve os capitatum ile eklem yapar. Os metacarpale III'ün proximal'inde piramit şeklinde processus styloideus adı verilen çıkıntı yer alır ve uzunluk açısından os metacarpale II'den biraz kısadır. Os metacarpale III os capitatum, os metacarpale II ve os metacarpale IV ile eklem yapar. Os metacarpale IV, os metacarpale III'e oranla hem uzunluğu hem de kalınlığı daha azdır. Os metacarpale IV os capitatum, os hamatum, os metacarpale III ve os metacarpale V ile eklem yapar. Os metacarpale V, proximal kısmının medial'inde eklem yüzü yer alır. Bu yönüyle diğer ossa metacarpi kemiklerinden ayrılmaktadır. Os metacarpale V os hamatum ve os metacarpale IV ile eklem yapar (Şekil 2.4).



Şekil 2.4. Ossa metacarpi'nin demonstrasyonu [32].

Ossa digitorum (phalanges) 14 adet olup baş parmakta 2, diğer parmaklarda ise 3'er adet olarak bulunur. Bu kemikler baş parmakta proximal'den distal'e doğru phalanx proximalis ve phalanx distalis, diğer parmaklarda ise phalanx proximalis, phalanx media ve phalanx distalis olarak adlandırılır. Phalanx'ların gövdesine corpus phalangis, proximal kısımlarına basis phalangis, distal kısımlarına ise caput phalangis adı verilmektedir (Şekil 2.5).

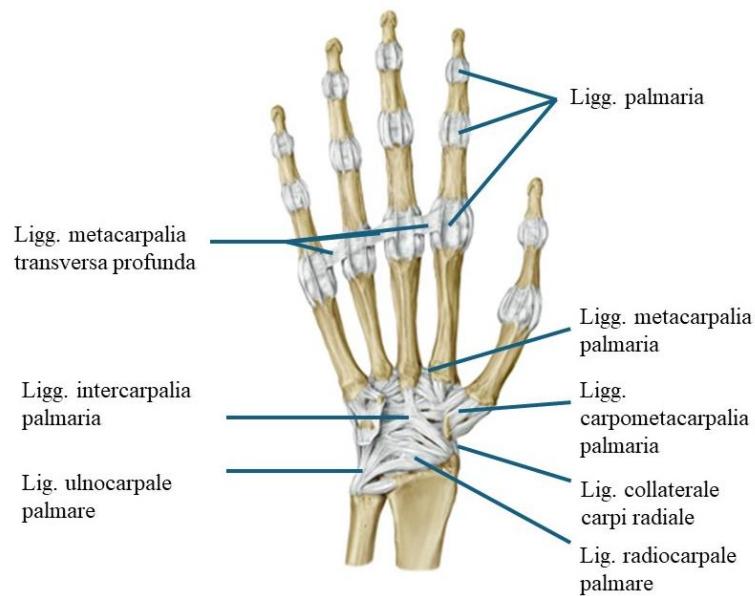


Şekil 2.5. Ossa digitorum'un demonstrasyonu [32].

2.6.2. Articulationes Manus (El eklemleri)

Articulationes (Artt.) manus radius ve ulna'nın distal uçları, ossa carpi, ossa metacarpi ve phalangis manus arasındaki eklemlere verilen adlandırma'dır. Art. radiocarpalis fleksiyon-ekstansiyon/abduksiyon-adduksiyon hareketi yapan elipsoid tipteki bir eklemdir. Konkav eklem yüzünü radius (facies articularis carpalis, discus articularis) konveks eklem yüzünü ise os scaphoideum, os lunatum ve os triquetrum meydana getirir. Eklem bağları; capsula articularis, ligamentum (lig.) radiocarpale dorsale, lig. radiocarpale palmare, lig. ulnocarpale palmare, lig. carpi radiatum, lig. collaterale carpi ulnare, lig. collaterale carpi radiale'dir. Artt. carpi, ossa carpi arasında oluşan eklemlere verilen ad olup artt. intercarpales ve artt. mediocarpalis olmak üzere iki gruptan oluşur. Artt. intercarpales carpal kemiklerin yanlarındaki carpal kemiklerle yaptığı eklemlerdir ve proximal sıradaki eklemler plana tipindedir. Bu eklemin yapısında katılan os scaphoideum, os triquetrum ve os lunatum ligamenta (ligg.) intercarpalia dorsalia, ligg. intercarpalia interossea ve ligg. intercarpalia palmaria ile bağlantı sağlar. Art. mediocarpalis proximal ve distal sıradaki karpal kemikler arasındaki eklemdir. Ligg. intercarpalia palmaria, ligg. intercarpalia dorsalia ve yan bağları bulunmaktadır. Ossa carpi ile retinaculum flexorum arasında yer alan osteo-fibroz kanala canalis carpi adı verilmektedir. Bu kanal radial tarafta tuberculum ossis

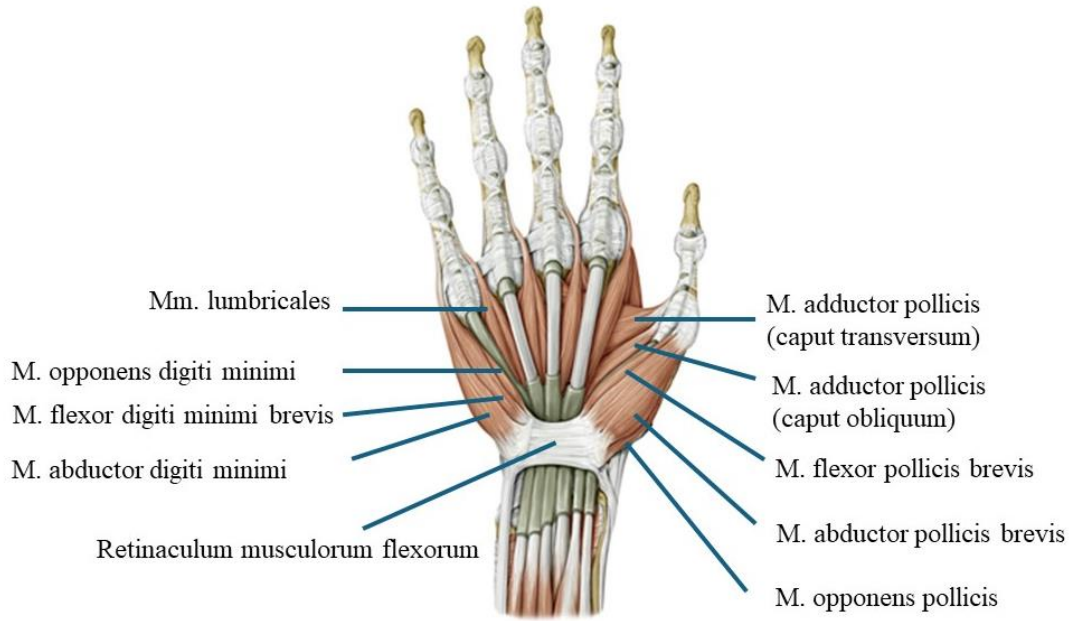
scaphoidei ile os trapezium'a, ulnar tarafta ise os pisiforme ile hamulus ossis hamati'ye tutunur. Artt. carpometacarpales, ossa carpi ile ossa metacarpi arasındaki eklemlerdir. Bu eklemler içerisinde art. carpometacarpalis pollicis, art. carpometacarpalis II, III, IV ve V bulunur. Art. carpometacarpalis pollicis diğerlerinden farklı olup sellar tipte bir eklemdir. Os metacarpale I ile os trapezium arasındaki eklemdir. Baş parmağa oppozisyon (baş parmağın küçük parmağa yaklaşması) ve repozisyon (baş parmağın küçük parmaktan uzaklaşması) hareketinin yapılmasına olanak tanır. Art. carpometacarpalis II, III, IV ve V plana tipte eklem olup ligg. carpometacarpalia dorsalia ve ligg. carpometacarpalia palmaria adı verilen iki bağı bulunur. Artt. intermetacarpales, os metacarpale II, III, IV ve V'in proximal kısımlarının yan yüzeylerindeki eklemlerdir. Ligg. metacarpalia dorsalia, palmaria ve interossea ile eklem yüzeyleri birbirine bağlanır. Artt. metacarpophalangea, ossa metacarpale'lerin distal kısımları ile birinci phalanx'ların proximal uçları arasındaki eklemlerdir. Eklem tipi olarak spheroidea tipte olup hareket bakımından ellipsoidea tiptedir. Art. metacarpophalangealis I, gingliymus tipte eklem benzemekte olup sınırlı fleksiyon, ekstensiyon ve sirkümdiksiyon hareketi yapar. Bağları ligg. collateralia, ligg. palmaria ve lig. metacarpale transversum profundum'dur. Artt. interphalangeales manus birinci ve ikinci phalanx'ların distal kısımları ile ikinci ve üçüncü phalanx'ların proximal kısımları arasındaki eklemlerdir. Gingliymus tipte bir eklem olup ligg. collateralia ve ligg. palmaria olmak üzere iki bağı vardır (Şekil 2.6).



Şekil 2.6. Articulationes manus'un ligamentlerinin palmar görünüşü [32].

2.6.3. El Kasları

Elin kasları palmar yüzeyde yer alır. Baş parmağın hareketini sağlayan kaslara thenar bölge kasları, beşinci parmağın hareketini sağlayan kaslara ise hypothenar bölge kasları adı verilir. Thenar bölge kasları; musculus (m.) abductor pollicis brevis, m. flexor pollicis brevis, m. opponens pollicis ve m. adductor pollicis brevis'tir. Elin derin grup kasları ise muscoli (mm.) lumbricalis, mm. interossea dorsales ve mm. interossea palmaris'tir (Şekil 2.7).



Şekil 2.7. El kasları demonstrasyonu [32].

2.7. YAPAY ZEKÂ VE YAPAY ZEKÂ'NIN CİNSİYET TAHMİNİNDEKİ ÖNEMİ

Yapay zekâ [Artificial intelligence (AI)] serüveni uzun yıllara dayanmaktadır. Çünkü insanlar için cansız varlıkları komutlandırabilme her zaman ilgi çekici ve merak uyandırıcı bir konudur. Son 50 yıl içerisinde bu merak ile ilgili önemli gelişmeler meydana gelmiştir. Turing ve Champernowne 1948 yılında “paper and pencil” adında santranç oynayan bilgisayar programını yazdı. Anthony Oettinger 1951 yılında öğrenme konulu ilk yapay zekâ ürünü olarak görülen “response learning programme”/“shopping programme”ını yazdı. 1955 yılında Arthur Samuel, açık onay

alan kodu yazdı. 1956 yılında Hannover, New Hampshire, Dartmouth College'daki konferansında yapay zekâ teriminin kullanılması, 1980 yılında İngiltere'nin Japon hükümetine karşı yapay zekâ uygulamalarını ve düşüncelerini fonlaması bunlardan biridir. Son 50 yıl içerisinde bu hızlı ivmelenmeyi bozacak gelişmelerde meydana gelmiştir. Bunlardan biri 1974-1980 yılları arasında meydana gelen "AI Winter" olarak adlandırılan olumsuz görüş ve raporların yayınlandığı dönemdir. Paul Werbos 1981 yılında çok katlı algılayıcıyı önerdi. 1995 yılında Vapnik ve Cortes tarafından Destek vektör makine geliştirildi. 1997 yılında Freund ve Schapire tarafından AdaBoost Classifier, 2001 yılında Breiman tarafından da Random Forest algoritması geliştirildi [19, 33-36].

Yapay zekâ, bilimsel anlamda bir işlemciye sahip bir bilgisayarın ya da bilgisayar tabanlı makinenin insan gözünün uzun sürede çözümleyebileceği insana özgü durumları ve çözümleri geçmiş deneyimleri de baz alarak çözümlemesi veya yüksek mantık gerektiren durumları hızlı bir şekilde yerine getirme yeteneğidir. Yapay zekâ'dan temelde dört hedef beklenir. Bunlar akıllıca hareket kabiliyeti gösterme, insan gibi davranabilme, insan gibi hareket edebilme ve akıllıca düşünebilmedir. Yapay zekâ; YSA, ML ve DL olmak üzere üç başlığa indirgenebilir. YSA, insan beyinde yer alan nöronların çalışma sistemini taklit eden girdi, çıktı ve ara katmanlardan oluşan bilgisayar yazılımıdır. İlk olarak 1943 yılında nörolog Warren McCulloch ve matematikçi Walter Pitts tarafından bu model geliştirilmiştir. Nöronlardaki dentritleri YSA'da toplama fonksiyonu, nöronlardaki aksonları YSA'da nöron çıkışı, nöronlardaki sinapsları YSA'daki ağırlıklar olarak düşünebiliriz. YSA modelleri (tek katmanlı algılayıcılar, çok katmanlı algılayıcılar, ileri beslemeli ve geri beslemeli) ile tahmin, sınıflandırma, yorumlama, filtreleme ve veri ilişkilendirme yapılabilmektedir. ML, bilgisayarın verilen ham verilerini analiz ederek istenilen çıktılara göre tahmin etmesidir. ML algoritmaları tıbbi tanı, filtreleme, sınıflandırma, tahmin gibi birçok alanda kullanılmaktadır. ML algoritmaları denetimli, denetimsiz ve güçlendirilmiş olmak üzere üç sınıfa ayrılırlar. Denetimli öğrenme bilinen verilere ait girdi-çıkı ilişkisini, denetimsiz öğrenme bilinmeyen verilere ait girdi-çıkı ilişkisini, güçlendirilmiş öğrenme ise girdileri istenilen çıktılarla eşleştiren algoritmalarıdır. Bu algoritmalar içerisinde Decision Tree, Linear Logistic Regression, Extra Tree Classifier, ADA-Boost Classifier, k-Nearest Neighbors, Random Forest gibi birçok

model yer almaktadır. DL; birden fazla işlem katmanına sahip modellerin, bir veya daha fazla düzeye sahip soyut verileri çözümlemesine olanak sağlayan bilgisayar tabanlı algortima olup ML'nin alt kümesidir. DL, kısaca çok katmana sahip bir sinir ağıdır ve sinir ağı modellerinin çoğunu kullanır. Bundan dolayı derin sinir ağları olarak da adlandırılmaktadırlar. DL, karmaşık modellerin çözümlenmesinde, yüksek boyuttaki verilerin işleminde, görüntü-konuşma-metin tanımada, ilaç moleküllerin aktivitesini tahmin etmede, hastalık tahmininde ve birçok diğer konularda YSA ve ML modellerine göre hem yüksek performans göstermekte hem de hızlı performans göstermektedir. 1986 yılında Michael Jordan ilk DL mimarisi olan Jordan ağlarını geliştirdi. 1998 yılında LeCunet ve arkadaşları ilk konvensiyonel sinir ağı [Convolutional neural networks (CNN)] olan LeNet mimarisini geliştirdiler. DL, bilgisayar gözüyle görme, tahmin, şematik analiz, doğal dil işleme, otomatik kodlayıcı, sınıflandırma, görüntü analizi, görüntü işleme, yorum yapma gibi birçok analizi yapabilmektedir [19, 33-38].

Cinsiyet tahmini toplumu derinden üzen toplu ölümlerin meydana geldiği felaketlerde hızlı belirlenmesi gereken bir durumdur. Çünkü bireylerin hızlı belirlenmesi ailelerin ve adli mercilerin en büyük istediğidir. DL, cinsiyet tahmin etmede manuel yöntemlere oranla daha yüksek ve hızlı performans meydana getirmektedir. Bundan dolayı cinsiyet tahmininde kritik bir öneme sahiptir [19, 36, 38].

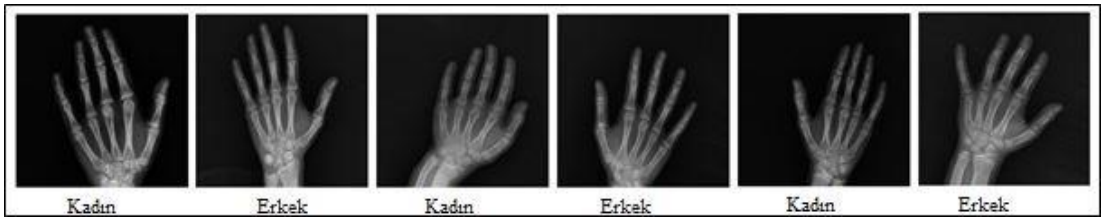
BÖLÜM 3

MATERYAL VE METOT

Doktora tezi İzmir Bakırçay Üniversitesi Girişimsel Olmayan Yerel Etik Komitesi'nin 08.03.2023 tarihli ve 901 sayılı kararı ile onandı.

El anatomisinde herhangi bir patoloji ya da cerrahi girişim olmayan 3-18 yaş aralığındaki 350 kadın, 350 erkek pediatrik bireye ait röntgen (X-Ray) görüntüleri çalışmaya dahil edildi. X-Ray görüntüleri dışlanma kriterine uygun olarak İzmir Bakırçay Üniversitesi Çiğli Eğitim ve Araştırma Hastanesi Picture Archiving and Communication Systems (PACS) arşiv sisteminden 2020-2024 yılları arasından retrospektif olarak alınan görüntüler randomize olarak seçildi.

Seçilen görüntüler kadın ve erkek olmak üzere cinsiyet arası farklılığı belirlemek için gruplandırıldı. Gruplandırılan bu görüntüler orjinal veri setini oluşturmaktadır (Şekil 3.1).



Şekil 3.1. Kadın ve erkek orjinal veri setine ait görsel örnekler.

Orjinal veri setine DL modelinin netliğinin ve doğruluğunun artırılması için veri arttırma işlemi uygulandı. Veri arttırma işlemi, orjinal veri setinin belirli kurallara uygun şekilde genişletilmesi ve değiştirilmesi işlemidir. Şekil 3.2.'de de görüldüğü üzere orjinal görüntülere yakınlaştırma, döndürme, genişlik kaydırma, yükseklik kaydırma ve yatay döndürme dahil olmak üzere farklı veri arttırma işlemleri uygulanmıştır. Genişletilmiş toplam veri seti 3000 görüntüden oluşturuldu. Bu veri

setinin %80'i eğitim, %10'u doğrulama ve %10'u test seti olarak belirlendi (2400 eğitim, 300 doğrulama ve 300 test seti), (Şekil 3.2).



Şekil 3.2. Veri arttırma işlemi yapılmış kadın ve erkek setine ait görsel örnekler.

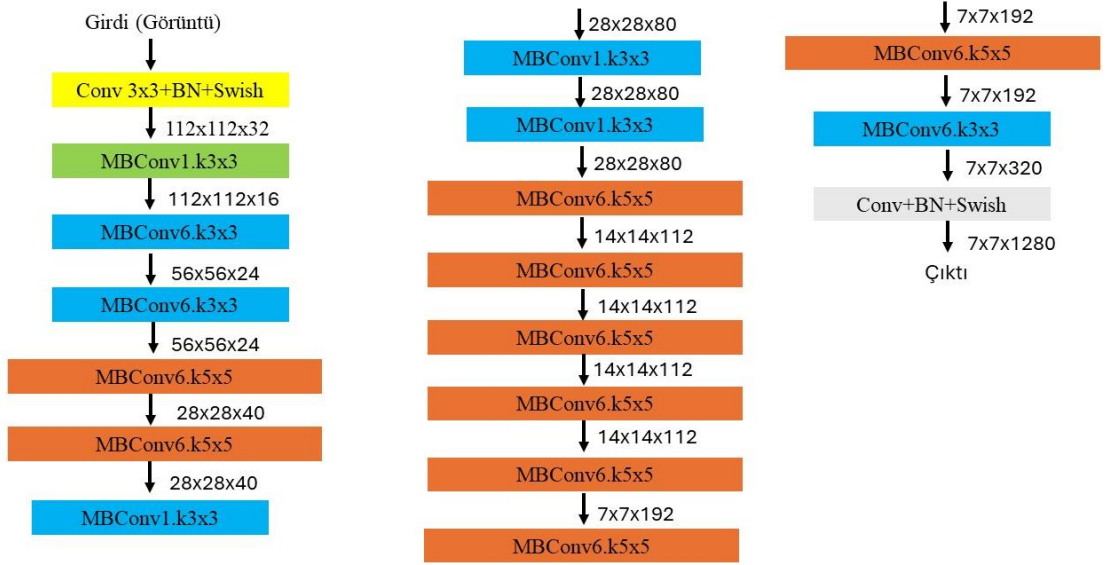
3.1. GÜNCEL DERİN ÖĞRENME MODELLERİ

Doktora tezinde DL modelleri arasında güncel bir model olan EfficientNet B0 modeli tercih edildi ve bu modelin performansı köklü DL modelleri olan ResNet-50 ve Xception kullanılarak karşılaştırıldı.

EfficientNet;

EfficientNet ağ katmanı, hesaplama maliyetini en aza indirirken görüntü sınıflandırma görevlerinde yüksek performans elde etmek için tasarlanmış EfficientNet mimarisini oluşturan bir dizi katmandır. EfficientNet ağ katmanı, evrişimlerin hesaplama maliyetini azaltan ters çevrilmiş artık bloklar ve doğrusal darboğazlar da dahil olmak üzere çeşitli yapı taşlarından oluşur. Mimari aynı zamanda minimum hesaplama kaynağıyla en iyi performansı elde etmek amacıyla ağın derinliğini, genişliğini ve çözünürlüğünü eşit şekilde ölçeklendirmek için bileşik ölçeklendirme yöntemini kullanır. EfficientNet ağ katmanında, görüntü sınıflandırma, nesne algılama ve anlamsal bölümlenme dahil olmak üzere çeşitli bilgisayarlı görme görevlerinde en son teknoloji performansı elde etmek için ince ayar yapılabilir veya aktarımla öğrenilebilir. EfficientNet, tensörler üzerinde çalışan ve çeşitli çekirdek boyutlarına sahip evrişimli katmanlardan oluşan ve ardından hesaplama maliyetini azaltmak için doğrusal olmayan aktivasyonlar, atlama bağlantıları ve diğer işlemleri kullanan yapı bloklarından oluşan bir sinir ağıdır. Yapı taşları ayrıca ağın derinliğini ve genişliğini gerektiği gibi ayarlar. Son yapı bloğundan sonra, uzamsal bilgiyi toplamak ve bir özellik vektörü oluşturmak için küresel bir ortalama havuzlama katmanı kullanılır; bu

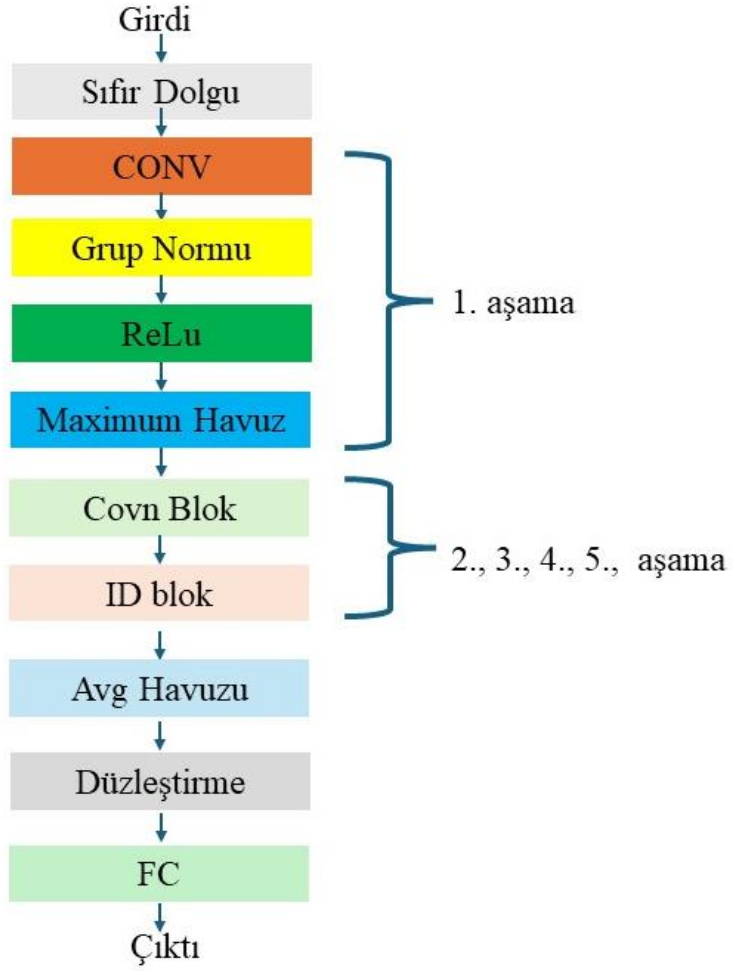
daha sonra ağın çıktısını oluşturmak için tamamen bağlı bir katmandan geçirilir. Bu çıktı, görüntü sınıflandırma, nesne algılama veya anlamsal bölümlendirme gibi görevler için kullanılabilir. EfficientNet'in ağırlıkları, tahmin edilen ve temel gerçek etiketleri arasındaki kayıp fonksiyonunu en aza indiren bir eğitim süreci aracılığıyla öğrenilir (Şekil 3.3) [39].



Şekil 3.3. EfficientNet'in şematik gösterimi [39].

ResNet 50;

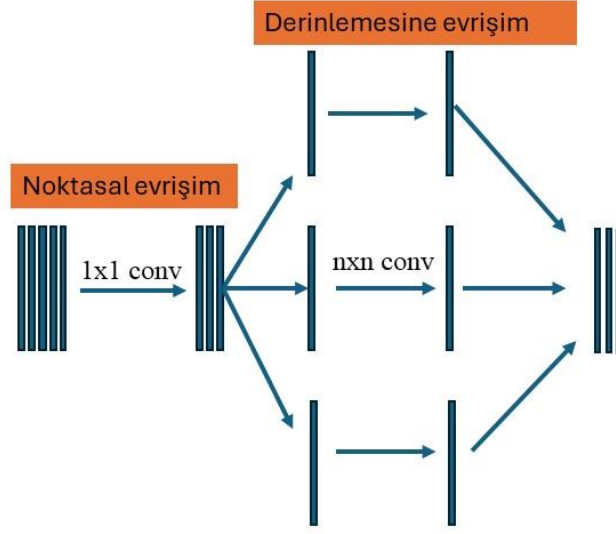
ResNet50 mimarisi, derin ağların eğitilmesini ve optimize edilmesini kolaylaştırmak için tasarlanmış Artık Ağ (ResNet) mimarisinin bir çeşididir. ResNet50, 50 katmanla ImageNet test setinde %3,57 hata oranına ulaşarak ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) 2015 yarışmasını kazandı. Mimari, lekeleme işlevleri kullanılarak oluşturulmuştur ve bir giriş katmanından, "darboğaz" katmanlarından oluşan çoklu bloklardan ve son bir sınıflandırma katmanından oluşur. Darboğaz katmanları, 1x1 ve 3x3 evrişim katmanlarının birleşiminden oluşur; 1x1 katmanlar, verinin uzamsal boyutunu azaltır ve 3x3 katman, üst düzey özellikleri çıkarır. Bloklar aynı zamanda giriş bilgilerinin korunmasına yardımcı olan ve daha derindeki ağın eğitilmesini kolaylaştıran bir artık bağlantı da içerir. Son olarak sınıflandırma katmanı, her bir sınıfa ait girdinin olasılığını belirlemek için Softmax aktivasyon fonksiyonunu kullanır (Şekil 3.4) [40].



Şekil 3.4. Resnet-50 şematik gösterimi [40].

Xception;

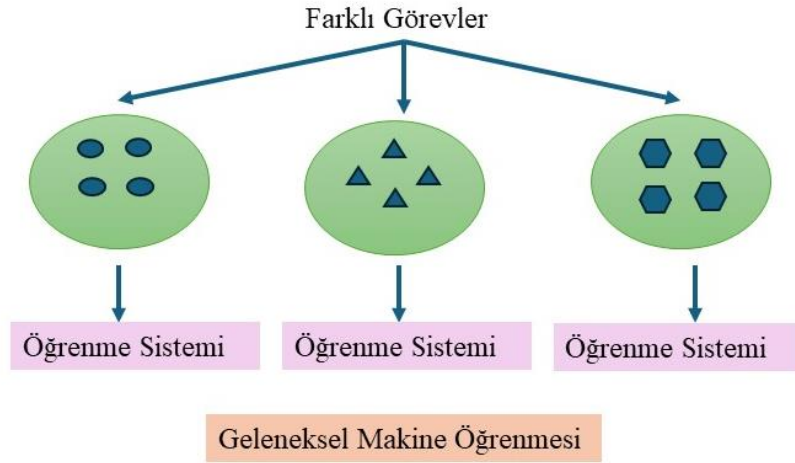
Xception, Google tarafından görüntü sınıflandırma görevleri için geliştirilen ve 2016 yılında Inception'a göre bir iyileştirme olarak tanıtılan derin evrişimli bir sinir ağı mimarisidir. Xception modeli, maksimum sayıda kule ve parametre kullanımında daha fazla verimlilik sağlayan derinlemesine ayrılabilir evrişim yapısıyla karakterize edilir. Xception ağı 14 artık blok ve 36 evrişim katmanı içerir; toplu normalizasyon ve ReLU aktivasyonu, her bir artık bloktaki her evrişimden sonra uygulanır. Xception'ın son katmanları, genel bir ortalama havuzlama katmanı ve son sınıflandırma çıktısını üreten softmax aktivasyonuna sahip tamamen bağlı bir katmandır (Şekil 3.5) [41].



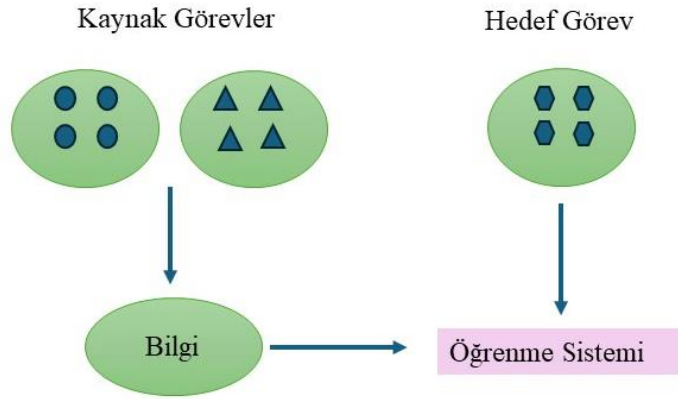
Şekil 3.5. Xception şematik gösterimi [41].

Transfer Öğrenme;

Transfer öğrenimi, ilgili ancak farklı bir görevin öğrenilmesini geliştirmek için bir görevden elde edilen bilgiyi kullanan bir ML tekniğidir. Bu, belirli bir görev için daha büyük bir veri kümesi üzerinde eğitilmiş, önceden eğitilmiş bir modelin kullanılmasını, ardından modelin daha küçük bir veri kümesiyle yeni görev için ayarlanmasını içerir. Eğitim süreci sırasında, önceden eğitilmiş model, son katmanların eklenmesi veya değiştirilmesiyle değiştirilir ve bunlar daha sonra yeni veri kümesi üzerinde eğitilir. Özellik çıkarımından sorumlu olan alt katmanlar genellikle dondurulurken, üst katmanlar yeni göreve uyum sağlamak üzere yeniden eğitilir. Transfer öğrenimi, yeni modeli eğitmek için gereken veri ve kaynak miktarını azaltır ve zamandan tasarruf sağlar. Ayrıca, önceden eğitilmiş model zaten özellik çıkarımı için optimize edilmiştir ve yeni görev için yararlı olabilecek üst düzey özellikleri tanımlamayı öğrenmiştir; bu da eğitim sırasında daha iyi performans ve daha hızlı yakınsamaya yol açar (Şekil 3.6, Şekil 3.7) [42].



Şekil 3.6. Geleneksel makine öğreniminin şematik gösterimi [42].



Şekil 3.7. Transfer öğrenmenin şematik gösterimi [42].

3.2. ÇALIŞMA DİZAYNI

Adli ve temel tıp bilimlerinde cinsiyetin tahmin edilmesi kritik bir önem arz etmektedir. Bu hipotezle çıkılan bu çalışmada güncel DL modeli olan EfficientNet B0 modeli kullanıldı ve bu modelin performansı Xception ve ResNet-50 modelleri ile de karşılaştırıldı. Transfer öğrenme tasarımı Keras 2.3.1 eğitim çerçevesi kullanılarak uygulandı ve tüm programlar Phyton 3 programlama dilinde yazıldı. Eğitim süreci Google bulut ortamında 2,20 GHz Intel Xeon CPU, 16 GB RAM ve Tesla T4 GPU'ya sahip GPU hızlandırmalı bir sistem üzerinde gerçekleştirildi.

Eđitim Ařaması;

Veri artırma uygulandıktan sonra orijinal veri seti üç bölüme ayrıldı: eğitim, doğrulama ve test. Modeli eğitmek ve oturtmak için veri setinin %80'ini oluşturan eğitim ve doğrulama veri setleri kullanıldı. Veri setinin geri kalan %10'u, daha gerçekçi tahminler üretmek amacıyla test amacıyla kullanıldı. Genişletilmiş veri setinin eğitim, doğrulama ve test setleri arasındaki dağılımı Çizelge 3.1'de gösterilmektedir. Eğitim seti 2400 görüntü içerirken, doğrulama ve test setlerinin her biri Çizelge 3.1'de sunulduğu gibi 300 görüntüden oluşuyordu.

Çizelge 3.1. Veri kümesindeki orijinal ve genişletilmiş verilere ait bilgiler.

Veri seti	Toplam veri	Eđitim verisi (%80)	Dođrulama seti (%10)	Test seti (%10)
Orjinal veri seti	700	-	-	-
Genişletilmiş veri seti	3000	2400	300	300

Tez, EfficientNet B0 DL ađını ResNet-50 ve Xception ile karşılařtırmaktadır ve 1,2 milyondan fazla görüntü ve 1000'den fazla sınıf içeren ImageNet veri kümesindeki transfer öğrenmeyi kullanmaktadır. Tüm modellerde, önceden eğitilmiş ađırlık deđerleri kullanılarak öğrenme hızını artıracak şekilde ince ayar yapıldı. Modellerin çıkıř sayısı 2 olarak ayarlandı ve aktivasyon fonksiyonu olarak softmax, kayıp fonksiyonu olarak ikili çapraz entropi kullanıldı. Model eğitimi sırasında erken durdurma yöntemini uygulanıp kayıp deđerini $1e-3$ olarak belirlendi. Ađırlıklar ve sapmalar, bu çalışmada belirlenen 30 toplu deđer ile toplu iş mekanizması kullanılarak güncellendi. Adam öğrenme oranı 0,001'e ve doğrulama deđer limitini her model için 1'e ayarlandı. Veri kümesi için kullanılan tüm görüntü verileri normalleştirildi ve her transfer öğrenme modeli için yeniden boyutlandırıldı. Sonuç olarak görüntüler Xception için 299×99 piksele, Efficientnet B0 ve ResNet50 için 224×224 piksele ayarlandı. Seçilen modellere ilişkin giriş boyutu deđerleri ve parametre sayıları Çizelge 3.2'de sunulmaktadır.

Çizelge 3.2. CNN modellerine ait giriş değeri ve parametreleri.

Modeller	Giriş değeri	Toplam parametreler
ResNet-50	224x224	25,636,712
Xception	299x99	22,855,952
EfficientNet B0	224x224	5,330,571

Performans Kriterleri;

El görüntülerine göre cinsiyeti sınıflandırmak için 2 sınıflı bir değerlendirme tekniği kullanıldı. Modelin doğruluğu, gerçek negatif (TN), gerçek pozitif (TP), yanlış negatif (FN), yanlış pozitif (FP) gibi ölçümler ve bir karışıklık matrisi kullanılarak belirlendi. Bu metriklerden elde edilen değerler (2), (3), (4), (5), (6), (7) ve (8) denklemleri kullanılarak hesaplandı. Modelin performansını karşılaştırmak için F1-Score (F1), Doğruluk (Acc), Spesifite (Precision) ve Sensitivite (Sen) değerleri kullanıldı. Bu ölçümleri yukarıda belirtilen aynı denklemler kullanarak hesaplandı (Denklem 3.1.).

Value of class (k)

$$Sen(k) = \frac{TP(k)}{TP(k) + FN(k)} \quad (3.1)$$

$$F1(k) = \frac{2 * Pre(k) * Sen(k)}{Pre(k) + Sen(k)} \quad (3.2)$$

$$Acc(k) = \frac{TP(k) + TN(k)}{TP(k) + FN(k) + TN(k) + FP(k)} \quad (3.3)$$

$$Pre(k) = \frac{TP(k)}{TP(k) + FP(k)} \quad (3.4)$$

$$AverageSen = \frac{1}{classes} \sum_{k=1}^{classes} Sen(k) \quad (3.5)$$

$$AverageAcc = \frac{1}{classes} \sum_{k=1}^{classes} Acc(k) \quad (3.6)$$

$$AveragePre = \frac{1}{classes} \sum_{k=1}^{classes} Pre(k) \quad (3.7)$$

Denklem 3.1. Performans kriterleri

BÖLÜM 4

BULGULAR

El tanıma teknolojisi güvenlik, biyometri ve sağlık hizmetleri de dahil olmak üzere çeşitli alanlarda giderek daha önemli bir hale gelmektedir. Her teknolojiye olduğu gibi sistemin doğruluğu ve hassasiyeti, doğru bilgilerin kaydedilip analiz edildiğinden emin olmak için çok önemlidir. Bu tezde, el görüntülerden cinsiyeti belirlemek için üç popüler modelin (EfficientNet B0, Xception ve Resnet-50) performansı değerlendirildi ve karşılaştırıldı. Tezde, el X-Ray görüntülerinden cinsiyeti tahmin etmek için EfficientNet B0 DL mimarisini kullandı. Önerilen mimari, doğruluk ve hassasiyet performansı açısından yaygın olarak kullanılan Xception ve Resnet-50 mimarileriyle karşılaştırıldı. Analiz aşamasında el X-Ray görüntülerinden oluşan genişletilmiş bir veri seti kullanıldı. Tablo 4.1'de sonuçlardan elde edilen ortalama spesifikite, doğruluk ve sensitivite değerleri sunuldu. EfficientNet B0 modeli el X-Ray görüntülerinden cinsiyeti tahmin etmede %97,67 ile en yüksek doğruluk oranına ulaştığı görülmektedir. Üstelik modelin erkek ve kadın elleri için spesifikite oranları sırasıyla %98,64 ve %96,73 ile oldukça yüksektir. Bu, EfficientNet B0 modelinin hem erkek hem de kadın ellerini tanımlamada son derece doğru ve hassas olduğunu, bu da onu yüksek derecede doğruluk ve hassasiyet gerektiren uygulamalar için güçlü bir rakip haline getirdiğini göstermektedir. ResNet-50, el X-Ray görüntülerinden cinsiyet tahmini açısından %92,67 doğruluk oranı bulundu. Spesifiteye bakıldığında söz konusu olduğunda model, %95,07'lik spesifikite oranıyla erkek ellerini tanımlamada biraz daha iyi performans gösterdi. Ancak kadın ellerinde spesifikite oranı %90,51 ile daha düşüktür. Buna karşılık Xception modeli el X-Ray görüntülerinden cinsiyeti tahmin etmede %95 gibi daha yüksek bir doğruluk oranı elde etti. Üstelik modelin spesifikite oranı sırasıyla %94,70 ve %95,30 ile hem erkek hem de kadın elleri için oldukça yüksektir. Bu, Xception modelinin her iki cinsiyetin ellerini doğru bir şekilde tanımlamak için daha donanımlı olduğunu göstermekte ve cinsiyet tarafsızlığının

önemli olduğu uygulamalar için onu güvenilir bir seçenek haline getirmektedir. (Çizelge 4.1).

Çizelge 4.1. Modellerin performans değerleri.

Modeller	Cinsiyet	Doğruluk	Spesifite	Sensitivite	F1 Skoru
EfficientNet B0	Erkek	0,9767	0,9864	0,9667	0,9764
	Kadın		0,9673	0,9867	0,9769
ResNet-50	Erkek	0,9267	0,9507	0,9000	0,9247
	Kadın		0,9051	0,9286	0,9286
Xception	Erkek	0,9500	0,9470	0,9533	0,9502
	Kadın		0,9530	0,9467	0,9498

TP doğru şekilde tanımlanan erkek/kadın el sayısını ifade eder, FN yanlış bir şekilde negatif olarak sınıflandırılan erkek/kadın el sayısını ifade eder, FP yanlışlıkla pozitif olarak sınıflandırılan erkek/kadın el sayısını ifade eder, TN doğru şekilde tanımlanan negatif örneklerin sayısını ifade eder. Çizelge 4.2’de, tüm modellerden elde edilen TP, TN, FP ve FN değerleri gösterilmektedir.

Çizelge 4.2. Modellere ait sınıflandırma değerleri.

Modeller	Cinsiyet	TP	FN	FP	TN
EfficientNet B0	Erkek	145	5	2	148
	Kadın	148	2	5	145
ResNet-50	Erkek	135	15	7	143
	Kadın	143	7	15	135
Xception	Erkek	143	7	8	142
	Kadın	142	8	7	143

Verilere bakıldığında EfficientNet B0’ın hem erkek hem de kadın ellerinde doğru tanımlama açısından en iyi performansı gösterdiği görülmektedir. Model, 150 erkek elinden 145’ini doğru bir şekilde tanımladı, bu da %96,7’lik bir TP oranıyla sonuçlandı ve 150 kadın elinden 148’i, %98,7’lik bir TP oranıyla sonuçlandı. Bu da EfficientNet B0’ın bu üç model arasında en doğru el tanıma modeli olduğunu ve hem erkek hem de kadın elleri için en yüksek TP oranına sahip olduğunu göstermektedir. Daha sonra Xception, erkek ellerinde kadın ellerine kıyasla onları doğru şekilde tanımlama açısından daha iyi performans gösterdi. Model, 150 erkek elinden 143’ünü doğru bir şekilde tanımladı ve sonuçta %95,3’lük bir TP oranı elde edildi. Buna karşılık, model

150 kadın elinden yalnızca 142'sini doğru bir şekilde tanımladı ve bu da %94,7'lik bir TP oranıyla sonuçlandı. Bu, Xception'ın erkek ellerini tanıma konusunda kadın ellerine göre daha iyi olduğunu gösterir. Son olarak ResNet-50, kadın ellerinde erkek ellerine göre doğru tanımlama açısından daha iyi performans gösterdi. Model, 150 kadın elinden 143'ünü doğru bir şekilde tanımladı ve sonuçta %95,3'lük bir TP oranı elde edildi. Buna karşılık, model 150 erkek elinden 135'ini doğru bir şekilde tanımladı ve bu da %90'luk bir TP oranıyla sonuçlandı. Bu da Resnet-50'nin kadın ellerini tanımda erkek ellerine göre daha iyi olduğunu göstermektedir.

Şekil 4.1, üç modelin confusion matrisini göstermektedir. Sonuç olarak, el tanıma modellerinin performansı, model mimarisine ve modeli eğitmek için kullanılan veri kümesine bağlı olarak büyük ölçüde farklılık gösterebilir. EfficientNet B0'ın üç model arasında en doğru sonuç verdiği, Xception'ın erkek ellerini, ResNet-50'nin ise kadın ellerini tanımda daha iyi olduğu görüldü.

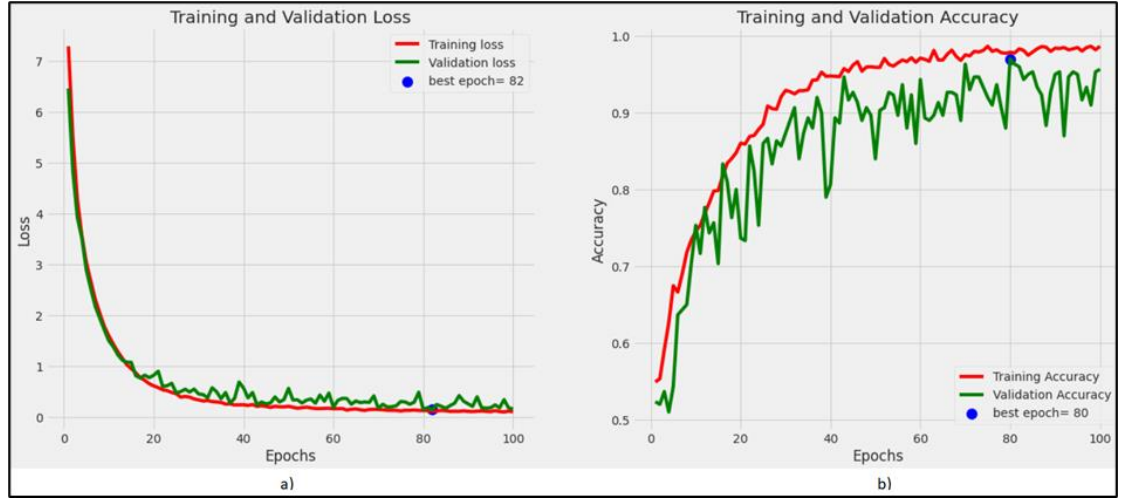
		ResNet 50	
Gerçek	E	135	15
	K	7	143
		E	K
		Tahmin	

		Xception	
Gerçek	E	143	7
	K	8	142
		E	K
		Tahmin	

		EfficientNet B0	
Gerçek	E	145	5
	K	2	148
		E	K
		Tahmin	

Şekil 4.1. Modellere ait confusion matrix tablosu.

EfficientNet B0 modelinin doğruluk ve kayıp değerleri Şekil 4.2'de sunulmaktadır. Şekil 4.2a, 100 dönüm noktası boyunca kayıp değerlerinin dalgalanmasını gösterirken, Şekil 4.2b, aynı sayıda dönüm noktası boyunca doğruluk değerlerinin dalgalanmasını göstermektedir. Model minimum kayıp değerine 82. dönemde, maksimum doğruluk değerine ise 86. dönemde ulaşmıştır. Erken durdurma uygulandığında en yüksek değer kaydedilip kullanıldı.



Genişletilmiş veri setinde eğitilen tüm modellerin toplam yanlış sınıflandırma sayıları Çizelge 4.3'de verildi. ResNet-50'de 300 görüntüden 22'si hatalı tahmin edildi. Bu, tartışacağımız diğer modellerle karşılaştırıldığında çok yüksek olmasa da çok da düşük olmayan %7,3'lük bir hata oranına karşılık gelir. Ancak el görüntülerine dayalı cinsiyet belirleme söz konusu olduğunda geliştirilecek alanlar olduğu görülüyor.

Xception'a geçildiğinde bu model, 300 görüntüden yalnızca 15'inde yanlış tahminle ResNet-50'den biraz daha iyi performans gösterdi. Bu, Resnet-50'ye göre bir gelişme olan %5'lik bir hata oranını temsil etmektedir. Bu özel görevdeki geliştirilmiş performansı, görüntü verilerinin daha verimli işlenmesine olanak tanıyan derinlemesine ayrılabilir evrişimlerin kullanılmasından kaynaklanıyor olabilir. EfficientNet B0 modeli ile ise 300 görüntüden yalnızca 7'si yanlış tahmin edildi ve bu da yalnızca %2,3'lük bir hata oranıyla sonuçlandı. EfficientNet, hem doğru hem de verimli olacak şekilde tasarlanmış bir DL modelleri ailesidir; bu, yüksek düzeyde doğruluk elde etmek için daha az hesaplama kaynağı gerektirdiği anlamına gelir. Bu

özel model (B0), el görüntülerine dayalı olarak cinsiyet belirleme görevine özellikle uygun görünüyor. Sonuç olarak, el görüntülerine dayalı olarak cinsiyet belirleme söz konusu olduğunda, üç modelin tümü (Resnet-50, Xception ve Efficientnet B0) makul düzeyde doğruluk elde etme kapasitesine sahiptir. Ancak performanslarında açık farklar var; EfficientNet B0 doğruluk açısından açık ara kazanan olurken, Xception da nispeten iyi bir performans sergiliyor. Resnet-50, hâlâ yetenekli bir model olmasına rağmen, bu özel görevde üçü arasında en az etkili olan gibi görünüyor. Bu sonuçların bu veri kümesine ve göreve özel olduğunu ve veri kümesinin boyutu ve bileşimi gibi diğer faktörlerin bu modellerin diğer görüntü tanıma görevlerindeki performansını etkileyebileceğini unutmamak önemlidir.

BÖLÜM 5

TARTIŞMA

Direkt el grafileleri üzerinden EfficientNet DL modeli kullanılarak yapılan cinsiyet tahmini sonucunda 0,98 oranında doğruluk edildi. Modelin performansını değerlendirmek için yapılan ResNet-50 modeli ile 0,93, Xception modeli ile ise de 0,95 oranında doğruluk elde edildi.

Adli antropoloji 1800'lü yıllarda Parkman cinayeti ile popülerlik kazanmış ve günümüzde de savaşlar sonucu bulunan toplu mezarlar ile popülerliği devam etmekte olan bir bilim dalıdır. Adli antropoloji bulunan insan kalıntılarında kimliğin belirlenmesini hedefler. Adli antropologlar olay yerindeki birey ya da bireylere ait kalıntıları ilk önce fotoğraflar, giysi vb. kişiyi belirtecek materyali numaralandırır, bireye ait biyolojik kalıntıları numaralandırır ve depolar. Depolanan kalıntılar analiz için laboratuvara alınır [43]. Analiz aşamasında bireyin kimliğinin belirlenmesi için cinsiyet tahmini önemli bir procestir [25-27]. Cinsiyet tahmini işlemi farklı materyaller kullanılarak yapılabilmektedir. Fakat doğada uzun süre saklanabilmesi özelliğinden dolayı iskelet sistemine ait yapılar önem kazanmaktadır. İskelet sistemi uzun süre yapısını muhafaza etmesine rağmen çoğu zaman tam bir iskelet yapısı dahi bulunamamaktadır. Özellikle afet ve savaş durumlarındaki cesetlerde bu durum imkânsız hale gelebilmektedir [44]. Fakat tam iskeletin bulunduğu durumlarda literatüre göre %100'lere varan bir doğruluk elde etmek mümkündür [45].

İskelet sisteminden cinsiyet tahmini için başlıca üç metodoloji ön plana çıkmaktadır. Bunlar morfolojik, moleküler ve metrik yöntemlerdir [44]. Moleküler yöntemler içerisindeki DNA analizi kimliklendirme de çok yüksek doğrulukla tahmin oranı oluşturabilmektedir. Fakat bu yöntemin uygulanabilmesi oldukça zordur. Çünkü yüksek donanımlı analiz laboratuvarı, iyi yetişmiş personel gerektirmektedir. Bu da hem maliyet hem de uzun zaman gerektirmektedir [46]. Morfolojik ve metrik

yöntemler moleküler yöntemlere göre daha az maliyetli olması ve yüksek donanımlı laboratuvar gereksinimi olmamasından dolayı ön plana çıkmaktadır. Morfolojik yöntemler uzmanın gözlemsel analizine, metrik yöntemler ise uzmanın ölçümsel analizine dayanmaktadır. Morfolojik ve metrik yöntemlerin dezavantajı ise kemik ergenlik öncesinde sonrasına oranda düşük tahmin oranlarına sahip olmasıdır [47].

Adli analizler için kullanılan morfolojik ve metrik yöntemlerin popülasyonlara özgü referans aralıklarının belirlenmesi kritik önem arz etmektedir. Bu referans aralıkları belirlenirken bazı kısıtlıklar mevcuttur. Bunlardan birincisi popülasyona özgü kemik koleksiyonunun çoğu zaman az olması, ikincisi ise kemik koleksiyonunda verilerin güvenilirliğidir. Günümüzde ise bu referans aralığının belirlenmesi ve diğer popülasyonlara göre uygulanabilmesi için radyolojik yöntemler büyük önem arz etmektedir. Radyolojik materyallerin bulunabilirliği, sayısı ve güvenilirliği daha yüksektir. Bundan dolayı adli çalışmalarda radyolojik yöntemler önemli bir yer tutmaktadır [48].

Cinsiyet tahmininde kullanılan morfolojik yöntemlerde kişinin uzmanlık derecesi, deneyimi ve dikkat düzeyi çok önemlidir. Çünkü yapılan morfolojik analiz bu belirtilen durumlardan kolaylıkla etkilenebilir ve değişebilir. Bundan dolayı morfolojik yöntemler yanılgıya çok açık yöntemlerdir. Burada yapay zekânın önemi artmaktadır. Yapay zekâ insanın gözü ile algılayamayacağı detayları yüksek düzeyde yakalayabilir ve bireye bağlı değişiklikleri ortadan kaldırır. Bunu yaparken gerekli işlem süresini de minimuma indirmiş olur. Yapay zekâ çözümlenmeleri bu sayılan sebeplerden dolayı ciddi önem ve popülerlik kazanmıştır. 2012 yılı bu alanda birçok makalenin yayımlanması ile dönüm noktası olarak kabul edilmektedir. Bu sayılan avantajlarının yanında en önemli dezavantajı ise büyük veri setlerine olan ihtiyaçtır [17].

Literatür incelendiği zaman iskelet sisteminden cinsiyet tahmini en çok pelvis ve cranium üzerine yapıldığı görülmektedir [19, 26, 27, 44]. Fakat ilerleyen yıllarda pelvis kemiğinin cinsiyeti belirlemedeki gücü puberte öncesi ve sonrası dönemlere göre önemli ölçüde değişmektedir [45]. Günümüzdeki çalışmalara baktığımız zaman iskelet sistemine ait birçok yapıdan cinsiyet tahmini çalışmaları yapıldığı

görülmektedir. Örneğin; mandibula [49], os hyoideum [50], radius [51], sternum [16], phalanx [25, 52], os femoris [53] ve tibia'ya [54] ait çalışmalar literatürde mevcuttur. Çünkü savaş ve afet durumunda bu kemiklerden sadece bir veya birkaç tanesine ulaşılabilir olması diğer kemiklerin önemini arttırmıştır [25, 52].

Popülasyona göre beslenme alışkanlıklarında, yaşam tarzlarında, spor alışkanlıklarında, fiziksel aktivite sayılarında, hava koşulu maruziyetinde farklılıklar olmakta ve bu farklılıklar da vücut yapısını etkilemektedir. Bundan dolayı popülasyona özgü adli analiz proseslerinin ve sonuçlarının oluşturulması gerekmektedir [55].

Maalman ve ark. [56] Gana popülasyonundaki 18-90 yaş aralığındaki 79 kadın, 71 erkek birey üzerine yaptıkları çalışmada bireylerin her iki eline ait el genişliğini ve el uzunluğunu ölçmüşlerdir. Sağ el uzunluğunu kadın bireylerde $17,42 \pm 0,1$ cm, erkek bireylerde $19,1 \pm 1,38$ cm, sol el uzunluğunu kadın bireylerde $17,7 \pm 1,18$ cm, erkek bireylerde $19,0 \pm 1,38$ cm, sağ el genişliğini kadın bireylerde $7,88 \pm 0,1$ cm, erkek bireylerde $8,73 \pm 0,1$, sol el genişliğini kadın bireylerde $7,99 \pm 0,1$ cm, erkek bireylerde $8,84 \pm 0,2$ cm olarak bulmuşlardır. Yapılan discriminant analiz sonucunda cinsiyet tahmini açısından %74 doğruluk oranı elde etmişlerdir. Ishak ve ark. [57] Batı Avustralya popülasyonundaki 110 kadın, 91 erkek üzerine yaptıkları çalışmada bireylerin el baskı izlerinden diskriminant analizi yöntemi ile %82,6-%96,5 arasında cinsiyet tahmini oranı elde etmişlerdir. Ahmed'in [58] Sudan popülasyonundaki 120 kadın, 120 erkek bireye ait üst ekstremiteler üzerine yaptığı çalışmada diskriminant analiz ile %78,5-%89,5 arasında değişen doğruluk oranı elde etmiştir ve ön kol ölçümlerinin el ölçümlerinden daha yüksek doğruluk sağladığını belirtmişlerdir. Falsetti'nin [59] Terry, Maxwell ve Royal Tıp Fakültesi koleksiyonundaki toplam 285 ossa metacarpalia üzerine yaptıkları çalışmada Terry koleksiyonunda %92'lere varan doğruluk oranı elde etmiştir. Krishan ve ark. [60] Kuzey Hindistan popülasyonundaki 17-20 yaş aralığındaki 123 kadın, 123 erkek bireye ait el ve ayak antropometrik ölçümleri sonucunda hem el boyutunun hem de ayak boyutunun cinsiyet açısından anlamlı fark gösterdiğini bulmuşlardır. Howley ve ark. [61] Avustralya popülasyonundaki 96 birey üzerine yaptıkları çalışmada diskriminant analizi ile sağ el genişliğinde %90,6, sol el genişliğinde %89,6 doğruluk oranı elde etmişlerdir. Kolic

ve ark. [62] Hırvatıyan popülasyonuna ait 20-45 yaş aralığındaki 50 kadın, 50 erkek bireye ait el izinden elde edilen ölçümler kullanılarak yapılan çalışmada diskriminant analizi ile %75-92 arasında doğruluk oranı elde etmişlerdir. Kanchan ve ark. [63] Güney ve Kuzey Hindistan popülasyonu üzerine yaptıkları çalışmada 270 kadın, 230 erkek bireyin el genişliği, el uzunluğu, el indeksini incelemişler ve el genişliğinin cinsiyeti belirlemede daha yüksek katkı sağladığını belirtmişlerdir. Jeyaseelan ve ark. [64] Malezya popülasyonuna ait 18-25 yaş aralığındaki 200 kadın, 200 erkek birey üzerine yaptıkları çalışmada el uzunluğu, el genişliği ve el indexi parametrelerini kadınlara göre erkeklerde daha uzun olduğunu bildirmişlerdir. Oladipo ve ark. [65] Nijerya popülasyonu üzerine yaptıkları çalışmada diskriminant fonksiyon analizi ile %70,5 oranında doğruluk elde etmişlerdir. Literatürde yapılan morfometrik bu çalışmalarda geleneksel ölçüm metodolojileri ve temel istatistik analizler kullanılmış ve el iskeletinin cinsel dimorfizm gösterdiği belirlenmiştir. Ayrıca cranium ve pelvis kemiği gibi adli kimliklendirmede kullanılabileceği belirtilmiştir. Yapılan bu literatür çalışmalarının en büyük dezavantajı ölçümlerin kişiye bağlı değişebilmesidir. Yaptığımız bu çalışmada ise bireyin ölçümünden etkilenmeden direk görüntü üzerinden bilgisayar gözü ile çalışan DL modelleri kullandık ve cinsiyet tahmini açısından 0,9767 gibi yüksek bir doğruluk oranı elde ettik.

DeSilva ve ark. [66] Batı Avustralya'lı 300 birey üzerine yaptıkları çalışmada el X-Ray görüntülerinden toplam 40 ölçüm almışlar ve discriminant analizi ile %91'lere varan doğruluk oranı elde etmişlerdir. Alabi ve ark. [67] Nijerya popülasyonundaki 50 kadın, 50 erkek bireye ait el X-Ray görüntüleri üzerine yaptıkları çalışmada diskriminant fonksiyon analizi sonucunda ossa metacarpalia'da %69, phalanx proximalis'te %66 doğruluk oranı elde etmişlerdir. Alıcıoğlu ve ark. [68] Türk popülasyonundaki 43 kadın, 22 erkek bireye ait sol el X-Ray görüntülerini üzerinden ossa metacarpalia ile phalanx'ları incelemişler ve lojistik regresyon analizi ile %84,6 cinsiyet tahmini açısından doğruluk oranı elde etmişlerdir. Bu literatür çalışmalarında ölçümler geleneksel ölçüm yöntemleri ile değil radyografik yöntemler ile elde edilmiştir. Radyografik yöntemler, geleneksel ölçüm metodlarına göre daha geniş veri sunması ve güvenilirliğinin yüksek olması ile ön plana çıkmaktadır. Biz de yaptığımız çalışmada radyolojik bir yöntem olan X-Ray kullandık. Diğer çalışmalardan farkımız ise biz görüntü üzerinden ölçüm gerçekleştirilmeden görüntüyü yapay zekâyâ aktardık,

diğer çalıřmalarda ise uzmanlar tarafından radyolojik görüntüler üzerinden ölçüm gerçekleştirilmiştir. Bu da bizim yapılan bu çalıřmalara göre daha güvenilir ve hassas olduğumuzu ortaya koymaktadır.

Nonthasaen ve ark. [69] Taylant'lı 20-69 yaş aralığındaki 788 kadın, 385 erkek bireye ait el X-Ray görüntüleri üzerine yaptıkları çalıřmada 7 farklı CNN algoritmasını kullanmışlar ve InceptionResNetV2 mimarisi ile %87,5, Xception ile %85, ResNet50V2 ile %78,5, ResNet152V2 ile %71,5, EfficientNetB3 ile %52, EfficientNetB4 ile %50, VGG16 ile de %50 doğruluk oranı elde etmişlerdir. Bildiğimiz kadarıyla literatürde X-ray ve gelişmiş DL modeli kullanılan tek bir çalıřma mevcuttur. Bizim çalıřmamızda bu çalıřmaya göre daha yüksek doğruluk oranı elde edilmiştir. Bu yüksek doğruluk oranının elde edilmesinin ise model mimarisi, yaş farkı ve popülasyondan kaynaklandığını düşünmekteyiz.

Çalıřmamız göstermektedir ki el kemikleri pelvis ve cranium kemikleri gibi uygun metodoloji ile cinsiyet tahmininde yüksek, güvenilir ve hızlı doğruluk sunabilmektedir.

BÖLÜM 6

SONUÇ VE ÖNERİLER

6.1. SONUÇ

Doğal afet ve savaş gibi durumlarda hızlı, güvenilir ve doğru kimliklendirme yapılması hem adli süreçler için hem de bireyin yakınları için kritik bir öneme sahiptir. Yaptığımız çalışmada 3-18 yaş aralığındaki 350 kadın, 350 erkek pediatrik bireye ait X-Ray görüntüleri üzerinden DL modelleri kullanılarak cinsiyet tahmini yapıldı ve aşağıdaki sonuçlar elde edildi.

- Çalışma sonucunda cinsiyet tahmini açısından EfficientNet B0 DL modeli ile 0,9767, ResNet-50 modeli ile 0,9267, Xception modeli ile de 0,9500 doğruluk oranı elde edildi.
- Cinsiyet tahmininde cranium ve pelvis kemikleri gibi el kemikleri de çok önemlidir.
- Cinsiyet tahmininde geleneksel yöntemlere göre ileri görüntüleme tekniklerinin güvenilirliği daha yüksektir.
- Cinsiyet tahmininde temel istatistiki metotlara göre DL modelleri daha kararlı ve daha yüksek doğruluk sunabilmektedir.

6.2. ÖNERİLER

Çalışmamızın Türk popülasyonu için altın standart oluşturabilmesi için hem geleneksel ölçüm metotlarının ve geleneksel istatistiki metotların da kullanılması hem de Türk popülasyonundaki farklı bölgelerden bireylerin çalışılmaya dahil edilmesinin literatüre katkı sağlayacağını düşünmekteyiz.

KAYNAKLAR

1. Spradley MK. Metric methods for the biological profile in forensic anthropology: sex, ancestry, and stature. *Academic forensic pathology*. 2016;6(3):391-9.
2. Gupta R, Nayyar AK, Gupta MK, Bhagat OL. Forensic tool for sex prediction-hand dimensions. *African Health Sciences*. 2022;4(4):408-12.
3. Tunis TS, Sarig R, Cohen H, Medlej B, Peled N, May H. Sex estimation using computed tomography of the mandible. *International journal of legal medicine*. 2017;131:1691-700.
4. Babu YR, Kanchan T, Attiku Y, Dixit PN, Kotian M. Sex estimation from foramen magnum dimensions in an Indian population. *Journal of forensic and legal medicine*. 2012;19(3):162-7.
5. Hora M, Sládek V. Population specificity of sex estimation from vertebrae. *Forensic science international*. 2018;291:279. e1-. e12.
6. Brůžek J, Santos F, Dutailly B, Murail P, Cunha E. Validation and reliability of the sex estimation of the human os coxae using freely available DSP2 software for bioarchaeology and forensic anthropology. *American journal of physical anthropology*. 2017;164(2):440-9.
7. Krishan K, Chatterjee PM, Kanchan T, Kaur S, Baryah N, Singh R. A review of sex estimation techniques during examination of skeletal remains in forensic anthropology casework. *Forensic science international*. 2016;261:165. e1-. e8.
8. Nikita E, Michopoulou E. A quantitative approach for sex estimation based on cranial morphology. *American journal of physical anthropology*. 2018;165(3):507-17.
9. Huynh HT, Nguyen H. Joint age estimation and gender classification of Asian faces using wide ResNet. *SN computer science*. 2020;1(5):284.
10. Machado CEP, Flores MRP, Lima LNC, Tinoco RLR, Franco A, Bezerra ACB, et al. A new approach for the analysis of facial growth and age estimation: Iris ratio. *PloS one*. 2017;12(7):e0180330.
11. Senol D, Secgin Y, Duman BS, Toy S, Oner Z. Sex and age estimation with machine learning algorithms with parameters obtained from cone beam computed tomography images of maxillary first molar and canine teeth. *Egyptian Journal of Forensic Sciences*. 2023;13(1):1-9.
12. Snelling T, Rao GN, Shrestha JK, Huq F, Cheng H. Quantitative and morphological characteristics of the human corneal endothelium in relation to age,

- gender, and ethnicity in cataract populations of South Asia. *Cornea*. 2001;20(1):55-8.
13. Xiao O, Morgan IG, Ellwein LB, He M, Group RESiCS. Prevalence of amblyopia in school-aged children and variations by age, gender, and ethnicity in a multi-country refractive error study. *Ophthalmology*. 2015;122(9):1924-31.
 14. Toneva D, Nikolova S, Agre G, Zlatareva D, Hadjidekov V, Lazarov N. Machine learning approaches for sex estimation using cranial measurements. *International Journal of Legal Medicine*. 2021;135(3):951-66.
 15. Krüger GC, L'Abbé EN, Stull KE. Sex estimation from the long bones of modern South Africans. *International journal of legal medicine*. 2017;131:275-85.
 16. Oner Z, Turan MK, Oner S, Secgin Y, Sahin B. Sex estimation using sternum part lengths by means of artificial neural networks. *Forensic science international*. 2019;301:6-11.
 17. Ortega RF, Irurita J, Campo EJE, Mesejo P. Analysis of the performance of machine learning and deep learning methods for sex estimation of infant individuals from the analysis of 2D images of the ilium. *International Journal of Legal Medicine*. 2021;135:2659-66.
 18. Acharya AB, Prabhu S, Muddapur MV. Odontometric sex assessment from logistic regression analysis. *International journal of legal medicine*. 2011;125:199-204.
 19. Toy S, Secgin Y, Oner Z, Turan MK, Oner S, Senol D. A study on sex estimation by using machine learning algorithms with parameters obtained from computerized tomography images of the cranium. *Scientific Reports*. 2022;12(1):4278.
 20. Beals RL, Hoijer H, Erginer G. Antropolojinin konusu ve alanı. *Ankara Üniversitesi Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi Dergisi*. 1991;35(2):9-34.
 21. Bulut Ö. Adli kimliklendirmede yaşa bağlı olarak yüz bölgesinde görülen morfolojik varyasyonlar. *Antropoloji*. 2015(30):75-90.
 22. Ersoy A. Arkeoloji ve antropoloji. *İnsanbilim Dergisi*. 2012;1(1):1-5.
 23. Eşiyok B, Eke SM, Hancı İH. Yaşlılarda kimliklendirme. 2005.
 24. Subaşıoğlu A. Afetlerde Kimliklendirme ve Genetik Yaklaşımlar. *İzmir Katip Çelebi Üniversitesi Sağlık Bilimleri Fakültesi Dergisi*. 8(2):717-20.
 25. Turan MK, Oner Z, Secgin Y, Oner S. A trial on artificial neural networks in predicting sex through bone length measurements on the first and fifth phalanges and metatarsals. *Computers in Biology and Medicine*. 2019;115:103490.

26. Secgin Y, Oner Z, Turan MK, Oner S. Gender prediction with parameters obtained from pelvis computed tomography images and decision tree algorithm. *Medicine Science International Medical Journal*. 2021;10(2):356-61.
27. Secgin Y, Oner Z, Turan MK, Oner S. Gender prediction with the parameters obtained from pelvis computed tomography images and machine learning algorithms. *Journal of the Anatomical Society of India*. 2022;71(3):204-9.
28. Gündüz G, Cedimoğlu İH. Derin öğrenme algoritmalarını kullanarak görüntüden cinsiyet tahmini. *Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences*. 2019;2(1):9-17.
29. Gupta S, Gupta V, Tyagi N, Bhagat S, Dadu M, Anthwal N, et al. Index/ring finger ratio, hand and foot index: Gender estimation tools. *Journal of clinical and diagnostic research: JCDR*. 2017;11(6):ZC73.
30. Keleş H, Çınaroğlu S, Çiçek F, Ceranoğlu FG, Tekeli M. Gender and Height Estimation from Hand and Handprint Sizes in the Turkish Population. *Journal of the Anatomical Society of India*. 2023;72(4):326-33.
31. Verma B, Indrajit I. Advent of digital radiography: Part 1. *The Indian Journal of Radiology & Imaging*. 2008;18(2):113.
32. Gilroy A. *Anatomi Atlası*. Ankara: Palme Kitapevi; 2012.
33. Öztürk K, Şahin ME. Yapay sinir ağları ve yapay zekâ'ya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*. 2018;6(2):25-36.
34. Choudhary R, Gianey HK, editors. Comprehensive review on supervised machine learning algorithms. 2017 International Conference on Machine Learning and Data Science (MLDS); 2017: IEEE.
35. Shinde PP, Shah S, editors. A review of machine learning and deep learning applications. 2018 Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA); 2018: IEEE.
36. Khazaei M, Mollabashi V, Khotanlou H, Farhadian M. Sex determination from lateral cephalometric radiographs using an automated deep learning convolutional neural network. *Imaging science in dentistry*. 2022;52(3):239.
37. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *nature*. 2015;521(7553):436-44.
38. Ciconelle ACM, da Silva RLB, Kim JH, Rocha BA, Dos Santos DG, Vianna LGR, et al. Deep learning for sex determination: Analyzing over 200,000 panoramic radiographs. *Journal of Forensic Sciences*. 2023;68(6):2057-64.
39. Tan M, Le Q, editors. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. International conference on machine learning; 2019: PMLR.

40. He K, Zhang X, Ren S, Sun J, editors. Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; 2016.
41. Chollet F, editor Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; 2017.
42. Zhuang F, Qi Z, Duan K, Xi D, Zhu Y, Zhu H, et al. A comprehensive survey on transfer learning. Proceedings of the IEEE. 2020;109(1):43-76.
43. Çeker D. İnsan kemiklerinin analizi ve adli antropoloji’de kimliklendirmede önemi. Masrop E-Dergi. 2017;11(17):1-13.
44. Yaşar B, SAĞIR M. Kafatasındaki iki üçgenden cinsiyet tahmini. Antropoloji. 2022(43):1-9.
45. Sezer F. El parmaklarının antropometrik ölçüleriyle boy ve cinsiyet tahmini. 2015.
46. Beschiu LM, Ardelean LC, Tigmeanu CV, Rusu L-C. Cranial and Odontological Methods for Sex Estimation—A Scoping Review. Medicina. 2022;58(9):1273.
47. Mello-Gentil T, Souza-Mello V. Contributions of anatomy to forensic sex estimation: focus on head and neck bones. Forensic Sciences Research. 2022;7(1):11-23.
48. Cao Y, Ma Y, Vieira DN, Guo Y, Wang Y, Deng K, et al. A potential method for sex estimation of human skeletons using deep learning and three-dimensional surface scanning. International Journal of Legal Medicine. 2021;135(6):2409-21.
49. Vinay G, SR MG, Anbalagan J. Sex determination of human mandible using metrical parameters. Journal of clinical and diagnostic research: JCDR. 2013;7(12):2671.
50. Kim DI, Lee UY, Park DK, Kim YS, Han KH, Kim KH, et al. Morphometrics of the hyoid bone for human sex determination from digital photographs. Journal of forensic sciences. 2006;51(5):979-84.
51. Berrizbeitia EL. Sex determination with the head of the radius. Journal of forensic sciences. 1989;34(5):1206-13.
52. Senol D, Bodur F, Seçgin Y, Bakıcı R, Sahin N, Toy S, et al. Sex prediction with morphometric measurements of first and fifth metatarsal and phalanx obtained from X-ray images by using machine learning algorithms. Folia Morphologica. 2022.
53. Soni G, Dhall U, Chhabra S. Determination of sex from femur: discriminant analysis. Journal of Anatomical Society of India. 2010;59(2):216-21.

54. İşcan MY, Miller-Shaivitz P. Determination of sex from the tibia. *American Journal of Physical Anthropology*. 1984;64(1):53-7.
55. Ahmed AA. Estimation of stature from the upper limb measurements of Sudanese adults. *Forensic science international*. 2013;228(1-3):178. e1-. e7.
56. Maalman RS-E, Donkor YO, Ayamba AM, Korpisah JK, Ampong K. Sex estimation using discriminant analysis of hand dimensions among adult population in Ghana. *Forensic Science International: Reports*. 2021;3:100171.
57. Ishak N-I, Hemy N, Franklin D. Estimation of sex from hand and handprint dimensions in a Western Australian population. *Forensic science international*. 2012;221(1-3):154. e1-. e6.
58. Ahmed AA. Estimation of sex from the upper limb measurements of Sudanese adults. *Journal of forensic and legal medicine*. 2013;20(8):1041-7.
59. Falsetti AB. Sex assessment from metacarpals of the human hand. *Journal of forensic sciences*. 1995;40(5):774-6.
60. Krishan K, Kanchan T, Sharma A. Sex determination from hand and foot dimensions in a North Indian population. *Journal of forensic sciences*. 2011;56(2):453-9.
61. Howley D, Howley P, Oxenham MF. Estimation of sex and stature using anthropometry of the upper extremity in an Australian population. *Forensic science international*. 2018;287:220. e1-. e10.
62. Kolić A, Jerković I, Anđelinović Š. Sex estimation from handprints in a Croatian population sample: developing a tool for sex identification in criminal investigations. *ST-OPEN*. 2020;1:1-11.
63. Kanchan T, Rastogi P. Sex determination from hand dimensions of North and South Indians. *Journal of forensic sciences*. 2009;54(3):546-50.
64. Jeyaseelan N, Ravindran P, Pitadeniya U, Baskaran V, Mostofa S, Putraperaman S, et al. Estimation of hand index and sex variations among the University students of Malaysia—an Anthropometric study. *IOSR Journal of Human Social Science*. 2016;21(1):17-23.
65. Oladipo G, Amasiatu V, Alabi A, Paul J, Maduabuchukwu C. Sex Estimation by Discriminant Function Analysis of Hand Dimensions of the Igbos in Nigeria. *Int J Pharma Res Health Sci*. 2018;6(5):2776-81.
66. DeSilva R, Flavel A, Franklin D. Estimation of sex from the metric assessment of digital hand radiographs in a Western Australian population. *Forensic science international*. 2014;244:314. e1-. e7.
67. Alabi AS, Aigbogun Jr EO, Lemuel AM, Buhari MB. Sex estimation from radiogrametric linear dimensions of the metacarpals and phalanges in a Nigerian population. *Forensic Science International: Reports*. 2020;2:100097.

68. Alicioğlu B, Yılmaz A, Karakaş HM, Cigalı BS, Çıkmaz S, Uluçam E. Sex determination by the interarticular distance of metacarpals and phalanges: a digital radiologic study in contemporary Turkish people. *Anatomy*. 2009;3(1):14-20.
69. Nonthasaen P, Mahikul W, Chobpenthai T, Achararit P. Sex estimation from Thai hand radiographs using convolutional neural networks. *Forensic Science International: Reports*. 2023;8:100332.

EK AÇIKLAMALAR A.

ETİK KURUL

T.C
İZMİR BAKIRÇAY ÜNİVERSİTESİ
GİRİŞİMSEL OLMAYAN KLİNİK ARAŞTIRMALARI ETİK KURULU
KARAR

	AÇIK ADRESİ	Gazi Mustafa Kemal Mah. Kaynaklar Cad. Seyrek MENEMEN /İZMİR			
	TELEFON	0232 493 00 00-11126			
	FAKS	0232 844 71 22			
SORUMLU ARAŞTIRMACI	Doç. Dr. Zülal ÖNER				
YARDIMCI ARAŞTIRMACILAR	Ar. Gör. Yusuf SEÇGİN, Doç. Dr. Serkan ÖNER, Dr. Öğr. Üyesi Muhammet ÇAKMAK				
ARAŞTIRMANIN AÇIK ADI	Direkt El Grafilerinden Effecientnet Derin Öğrenme Modeli Kullanılarak Cinsiyet Tahmini				
KARAR	Karar No: 901	Araştırma No: 881	Tarih: 08.03.2023		
	Sorumlu araştırmacısı Doç. Dr. Zülal ÖNER olan "Direkt El Grafilerinden Effecientnet Derin Öğrenme Modeli Kullanılarak Cinsiyet Tahmini" başlıklı araştırmanın etik açıdan UYGUN OLDUĞUNA oy birliği ile karar verildi.				
ETİK KURUL DAYANAKLARI	İyi Klinik Uygulamaları (IKU) Kılavuzu ve bununla ilgili Avrupa Birliği Direktifleri, Dünya Tıp Birliği Helsinki Bildirgesi, Biyoloji ve Tıbbın Uygulanması Bakımından İnsan Hakları ve İnsan Haysiyetinin Korunması Sözleşmesi, İnsan Hakları ve Biyotıp Sözleşmesinin Onaylanmasının Uygun Bulduğuna Dair Kanun, Hasta Hakları Yönetmeliği, Türk Ceza Kanunu, Sağlık Hizmetleri Temel Kanunu, Yükseköğretim Kanunu, Klinik Araştırmalar Hakkında Yönetmelik, Tıbbi Deontoloji Tüzüğü, Türk Tabipler Birliği Hekimlik Meslek Etiği Kuralları, Yükseköğretim Kurulu'nun Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesi				
Etik Kurul Üyeleri Unvanı Adı Soyadı	Uzmanlık Alanı	Araştırma ile ilişki		Katılım	İmza
Prof. Dr. Hanefi ÖZBEK Etik Kurul Başkanı	Farmakoloji	<input type="checkbox"/> E	<input checked="" type="checkbox"/> H	<input checked="" type="checkbox"/> E	<input type="checkbox"/> H
Prof. Dr. Nazan KILIÇ AKÇA Üye	İç Hastalıkları Hemşireliği	<input type="checkbox"/> E	<input checked="" type="checkbox"/> H	<input checked="" type="checkbox"/> E	<input type="checkbox"/> H
Dr. Öğr. Üyesi Kadirhan ÖZDEMİR Üye	Fizyoterapi ve Rehabilitasyon	<input type="checkbox"/> E	<input checked="" type="checkbox"/> H	<input checked="" type="checkbox"/> E	<input type="checkbox"/> H
Dr. Öğr. Üyesi Petin KOCA Üye	Farmakoloji	<input type="checkbox"/> E	<input checked="" type="checkbox"/> H	<input type="checkbox"/> E	<input checked="" type="checkbox"/> H
Dr. Öğr. Üyesi Seda ÇETİNKAYA KARABEKİR Üye	Histoloji ve Embriyoloji	<input type="checkbox"/> E	<input checked="" type="checkbox"/> H	<input checked="" type="checkbox"/> E	<input type="checkbox"/> H

Sayı : E-93802310-050.04-2400013505
Konu : Değişiklik Talebi (Doç. Dr. Zülal
ÖNER)

22.03.2024

Sayın Doç. Dr. Zülal ÖNER

İlgi dilekçenize istinaden "Direkt el grafilereinden EffecientNet Derin Öğrenme Modeli kullanılarak cinsiyet tahmini " başlıklı Etik Kurul başvurunuz incelenmiş olup araştırmanızın başlığının **Direkt El Grafilereinden EfficientNet Derin Öğrenme Modeli Kullanılarak Cinsiyet Tahmini** olarak değiştirmesi, çalışmanın doktora tezi olarak güncellenmesi ve materyal kısmındaki değişiklik talepleriniz uygun görülmüştür.

Bilgilerinize ve gereğini rica ederim.

Prof. Dr. Hanefi ÖZBEK
Kurul Başkanı

Ek: Değişiklik Dilekçesi Doç. Dr. Zülal ÖNER

DEĞİŞİKLİK DİLEKÇESİ

Araştırmanın Açık Adı: Direkt el graflerinden EfficientNet derin öğrenme modeli kullanılarak cinsiyet tahmini

Etik Kurulu onayı tarih ve karar no: Tarih: 08.03.2023 Karar no: 901

Yapılmak istenen değişiklik ve gerekçesi:

Çalışmanın adı karar belgesinde yanlış yazmakta olup "Direkt el graflerinden EfficientNet derin öğrenme modeli kullanılarak cinsiyet tahmini" şekilde düzeltilmesini,

Çalışma tipi münferit çalışma iken, doktora tezi çalışması olarak değiştirilmesini (Bu çalışma Karabük Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü tarafından, Araştırmacılardan Yusuf SEÇGİN'in doktora tez önerisi olarak kabul edilmiştir),

Çalışmanın güvenilirliği açısından materyal kısmına ResNet-50, Xception derin öğrenme modellerini eklemek istiyoruz, ayrıca öğrenme şekillerinden olan transfer öğrenme metodunun da eklenmesini talep etmekteyiz (böylelikle EfficientNet algoritmasının diğer iki modelle karşılaştırılarak güvenilirliği ortaya konulacaktır ve transfer öğrenme şeklinde de doğruluk artırılabilecektir). Talep edilen değişikliklerin Kurulunuzca uygun görülmesi durumunda gerekli değişikliklerin yapılması hususunda;

Gereğini saygılarımla arz ederim.

17/03/2024
Sorumlu Araştırmacı
Doç. Dr. Zülal ÖNER

ÖZGEÇMİŞ

Yusuf SEÇGİN Karabük Üniversitesi Lisansüstü Eğitimi Enstitüsü'nde Yüksek Lisans eğitimini 2020 yılında tamamladı ve aynı Enstitü'de Doktora eğitimine devam etmekte. Akademik olarak 70 üzerinde yayımlanmış yayını mevcuttur.