



**DÖRDÜNCÜ VE BEŞİNCİ LUMBAL
VERTEBRANIN ANTROPOMETRİK
ÖLÇÜMLERİ İLE MAKİNE ÖĞRENME
ALGORİTMALARI KULLANILARAK CİNSİYET
TAYİNİ ÜZERİNE BİR ÇALIŞMA**

**2023
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ANATOMİ**

Gizem Nur KARABAL

**Tez Danışmanı
Doç. Dr. Muhammed Kamil TURAN**

**DÖRDÜNCÜ VE BEŞİNCİ LUMBAL VERTEBRANIN
ANTROPOMETRİK ÖLÇÜMLERİ İLE MAKİNE ÖĞRENME
ALGORİTMALARI KULLANILARAK CİNSİYET TAYİNİ ÜZERİNE BİR
ÇALIŞMA**

Gizem Nur KARABAL

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Muhammed Kamil TURAN

T.C.

Karabük Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Anatomi Anabilim Dalında

Yüksek Lisans Tezi

Olarak Hazırlanmıştır

KARABÜK

Ağustos 2023

Gizem Nur KARABAL tarafından hazırlanan “DÖRDÜNCÜ VE BEŞİNCİ LUMBAL VERTEBRANIN ANTROPOMETRİK ÖLÇÜMLERİ İLE MAKİNE ÖĞRENME ALGORİTMALARI KULLANILARAK CİNSİYET TAYİNİ ÜZERİNE BİR ÇALIŞMA” başlıklı bu tezin Yüksek Lisans Tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Doç. Dr. Muhammed Kamil TURAN
Tez Danışmanı, Anatomi Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından Oy Birliğiile Anabilim Dalınız Anabilim Dalında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir. 10/08/2023

<u>Ünvanı, Adı SOYADI (Kurumu)</u>	<u>İmzası</u>
Başkan : Doç. Dr.Muhammed Kamil TURAN(KBÜ)
Üye : Doç. Dr.Şeyma TOY(KBÜ)
Üye : Doç. Dr.Abdullah ELEN(BANÜ)

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

Prof. Dr. Müslüm KUZU
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.”

Gizem Nur KARABAL

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

DÖRDÜNCÜ VE BEŞİNCİ VERTEBRANIN ANTROPOMETRİK ÖLÇÜMLERİ İLE MAKİNE ÖĞRENME ALGORİTMALARI KULLANILARAK CİNSİYET TAYİNİ ÜZERİNE BİR ÇALIŞMA

Gizem Nur KARABAL

Karabük Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Anatomi Anabilim Dalı

Tez Danışmanı:

Doç. Dr. Muhammed Kamil TURAN

Ağustos2023, 57 sayfa

Bu çalışmada, lumbal 4. ve 5. vertebraların bilgisayarlı tomografi görüntülerinin taranması üzerinden makine öğrenme algoritmaları kullanılmasıyla cinsiyet tahmini yapılması amaçlandı. Çalışmamızda Karabük Üniversitesi Eğitim Araştırma Hastanesi'ne çeşitli sebeplerle başvurmuş 25-50 yaş arası sağlıklı 50 erkek, 50 kadın bireylerin Picture Archiving and Communication System (PACS) arşiv sistemindeki bilgisayarlı tomografi görüntüleri kullanıldı. Bu görüntüler Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) formatında kaydedildi. Kaydedilmiş olan bu görüntüler bireysel iş istasyonuna (Horos Project, Versiyon 3.0) nakledildi.

Kişisel iş istasyonunda bulunan Bilgisayarlı Tomografi(BT) görüntüleri Curved Multiplanar Reconstruction (3D MPR) kullanılmasıyla ortogonal düzleme getirildi. Koronal ve horizontal düzlemlerde ortogonale getirilen bu görüntüler DICOM formatında dışa nakledilerek Sekazu programına aktarıldı. Ortogonal düzleme getirilen görüntüler üzerinde ölçüm aracı kullanılarak L4 ve L5 vertebraya ait 19

adet parametrenin ölçümleri gerçekleştirildi: 1) Corpus vertebra anterior posterior uzunluğu- transvers (lenCVAP), (2) Corpus vertebra genişliği (lenCVDS), (3) Foramen vertebra anterior posterior uzunluğu (lenFVAP), (4) Foramen vertebra genişliği (lenFVG), (5) Pediculus arcus vertebra dexter genişliği (lenPAVDG), (6) Pediculus arcus vertebra sinister genişliği (lenPAVSG), (7) Processus spinosus uzunluğu transvers (lenPS), (8) Processus transversus sinister uzunluğu (lenPTS), (9) Processus transversus dexter uzunluğu (lenPTD), (10) Processus transversus'lar arası uzaklık (lenPTDS), (11) Processus articularis superior'lar arası uzaklık (lenPASDS), (12) Vertebra anterior posterior uzunluğu (lenVAP), (13) Processus transversus dextra- Processus spinosus- Processus transversus sinistra arasındaki açı (angPTPA), (14) Processus articularis superior dexter- Processus spinosus- Processus articularis superior sinister arası açı (angPASPS), (15) Corpus vertebra superior uzunluğu (lenCVSAP), (16) Corpus vertebra inferior uzunluğu (lenCVIAP), (17) Corpus vertebra anterior yüksekliği (lenCVAY), (18) Corpus vertebra posterior yüksekliği (lenCVPY), (19) Processus spinosus sagittal uzunluğu (lenPSs) ölçümleri yapıldı. Ölçüm sonuçları 13 adet makine öğrenmesi algoritmalarında (ADA Boost Sınıflandırması (ADA), Karar Ağacı (KA), Extra Ağaçlar Sınıflandırması (EAS), Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (GGS), Gaussian Naive Bayes (GNB), Gauss Süreçleri Sınıflandırması (GSS), K-En Yakın Komşu (K-EYK), Doğrusal Diskriminant Analizi (DDA), Doğrusal Destek Vektör Makinesi (DDVM), Rastgele Orman (RO), Nu Destek Vektör Makinesi (NuDVM), Karese Diskriminant Analizi (KDA) ve Destek Vektör Makinesi (DVM)) ayrı ayrı hesaplandı. Bulgu olarak tüm parametrelerde 0.65-0.88 arasında doğruluk başarısı elde edildi. En yüksek başarı L5'te 0.88 ile KEYK algoritmasında lenCVAP, lenCVDS, lenPAVDG, lenPAVSG, lenPTS, lenPTD, lenPTDS, lenVAP, lenCVPY parametrelerinde elde edildi.

Bu çalışma sonucunda; L4 ve L5 vertebralardan makine öğrenme algoritmaları kullanılmasıyla yapılan cinsiyet tahmin başarısı 0.65-0.88 olup, üzerinde çalışılan vertebraların cinsiyet tahmini için uygun bir kemik olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Bilgisayarlı Tomografi, Cinsiyet Tahmini, 4. Lumbal Vertebra, 4. Lumbal Vertebra, Sekazu, Rastgele Orman.

Bilim Kodu : 1005

ABSTRACT

M. Sc. Thesis

GENDER DETERMINATION FROM 4th, and 5th LUMBAL VERTEBRA USING MACHINE LEARNING ALGORITHM ON COMPUTERIZED TOMOGRAPHY IMAGES

Gizem Nur KARABAL

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

Thesis Advisor:

Doç. Dr. Muhammed Kamil TURAN

August 2023, 57 pages

In this study, the aim was to utilize machine learning algorithms to predict gender based on the scanning of lumbar 4th and 5th vertebral computed tomography (CT) images. CT images of 50 healthy males and 50 healthy females, aged between 25 and 50, who sought medical attention for various health problems at Karabük University Education and Research Hospital, were obtained from the Picture Archiving and Communication System (PACS) archive system. These images were saved in the Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) format. The saved images were then transferred to a personal workstation (Horos Project, Version 3.0).

Using the personal workstation, the CT images were brought to the orthogonal plane using Curved Multiplanar Reconstruction (3D MPR) technique. The images were orthogonally aligned in the coronal and horizontal planes, and then exported in DICOM format for transfer to the Sekazu program. Measurements of 19 parameters

related to the L4 and L5 vertebrae were performed on the images brought to the orthogonal plane using a measurement tool. These parameters included: 1) Anterior-posterior length of the vertebral body - transversal (lenCVAP), 2) Width of the vertebral body (lenCVDS), 3) Anterior-posterior length of the vertebral foramen (lenFVAP), 4) Width of the vertebral foramen (lenFVG), 5) Width of the right pedicle of the vertebral arch (lenPAVDG), 6) Width of the left pedicle of the vertebral arch (lenPAVSG), 7) Transversal length of the spinous process (lenPS), 8) Length of the left transverse process (lenPTS), 9) Length of the right transverse process (lenPTD), 10) Distance between the transverse processes (lenPTDS), 11) Distance between the superior articular processes (lenPASDS), 12) Anterior-posterior length of the vertebra (lenVAP), 13) Angle between the right transverse process - spinous process - left transverse process (angPTPA), 14) Angle between the right superior articular process - spinous process - left superior articular process (angPASPS), 15) Superior length of the vertebral body (lenCVSAP), 16) Inferior length of the vertebral body (lenCVIAP), 17) Anterior height of the vertebral body (lenCVAY), 18) Posterior height of the vertebral body (lenCVPY), and 19) Sagittal length of the spinous process (lenPSs).

The measurement results were separately calculated in 13 machine learning algorithms, namely ADA Boost Classification (ADA), Decision Tree (DT), Extra Trees Classification (ETC), Gradient Boosting Classification (GBC), Gaussian Naive Bayes (GNB), Gaussian Processes Classification (GPC), K-Nearest Neighbors (K-NN), Linear Discriminant Analysis (LDA), Linear Support Vector Machine (LSVM), Random Forest (RF), Nu Support Vector Machine (NuSVM), Quadratic Discriminant Analysis (QDA), and Support Vector Machine (SVM). The findings revealed accuracy ranging from 0.65 to 0.88 for all parameters. The highest success rate of 0.88 was achieved with the K-NN algorithm at L5, utilizing lenCVAP, lenCVDS, lenPAVDG, lenPAVSG, lenPTS, lenPTD, lenPTDS, lenVAP, and lenCVPY parameters.

As a result of this study, it has been demonstrated that the gender prediction accuracy using machine learning algorithms from the L4 and L5 vertebrae ranges from 0.65 to 0.88, indicating that these vertebrae are suitable for gender prediction.

Keywords : Computed Tomography, Gender Determination, Sekazu, Random Forest, Lumbar Vertebrae.

Science Code : 1005

TEŞEKKÜR

Tez çalışmamın planlanması, yürütülmesi ve sonuçlandırılmasında bilimsel katkı, tecrübe ve manevi desteğini benden esirgemeyen, değerli fikirleriyle yol gösteren, akademik bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşan ve beni cesaretlendiren çok değerli tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Muhammed Kamil TURAN'a,

Yüksek lisans eğitimim ve tez çalışma sürecimde bilgi beceri ve deneyimleriyle yol gösterip destek olan Anatomi Anabilim Dalı Başkanı Sayın Doç. Dr. Şeyma TOY'a,

Çalışmamızda kullandığımız radyolojik görüntüleri paylaşırken bilgisini ve desteğini esirgemeyen Dr. Öğr. Üyesi Nevin KÖREMEZLİ KESKİN'e,

Yüksek lisans eğitimimde ve tez sürecimde ellerinden gelen her konuda yardımcı olmaya çalışan değerli hocalarım Arş. Gör. Rukiye Sümeyye BAKICI, Arş. Gör. Yusuf SEÇGİN ve Arş. Gör. Necati Emre ŞAHİN'e

Tez çalışmamda kullandığım materyal ve metotlar ve bunların analizleriyle ilgili her soruma yanıt bulmamda yardımcı olan, sabırla hem bilimsel katkı hem de manevi destek sağlayan Öğr. Gör. Menşure ŞAHİN'e,

Yüksek lisans eğitim hayatımda bana yardımları, motivasyon konuşmalarıyla destek olan kıymetli meslektaşlarım K. Tuba KARAMEŞE ve Ayşe Hande ÖZYİĞİT'e,

Beni yetiştiren, bugünlere gelmemi sağlayan, hayatımın her alanında olduğu gibi tez çalışma sürecimde de bana en çok inanıp destek olarak güç veren, başarılarımın en önemli kaynağı ve hayatımın en kıymetli varlıkları canım annem Müzeyyen ÇELİK ve canım babam Cihan ÇELİK'e, manevi destekçim kardeşim Eda Nur ÇELİK'e,

Tezimi hazırladığım süreçteki her aşamada yanımda olan, öneri ve eleştirileriyle bana destek olan sevgili eşim Bilal KARABAL'a en içten teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KABUL.....	ii
ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	vi
TEŞEKKÜR.....	ix
İÇİNDEKİLER	x
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xiv
BÖLÜM 1	1
GİRİŞ VE AMAÇ	1
BÖLÜM 2	3
GENEL BİLGİLER	3
2.1. ANTROPOLOJİ HAKKINDA	3
2.2. KİMLİKLENDİRME HAKKINDA	4
2.3. CİNSİYETİN KİMLİK TESPİTİNDEKİ YERİ.....	4
2.4. CİNSİYET TAHMİNİ	5
2.4.1. Cinsiyet Tahmininde Kullanılan Yöntemler	5
2.5. CİNSİYET TESPİTİNDE VERTEBRALARIN ÖNEMİ	6
2.6. COLUMNA VERTEBRALİS (OMURGA) ANATOMİSİ	6
2.6.1. Tipik Bir Vertebra Anatomisi	9
2.6.2. Lumbal Vertebra Anatomisi.....	11
BÖLÜM 3	14
GEREÇ VE YÖNTEM	14
3.1. GÖRÜNTÜLERİN EDİNİLMESİ.....	14
3.2. GÖRÜNTÜ ANALİZ METODU	14
3.2.1. Horos Projesi (Version 3.3, USA).....	15
3.2.2. Sekazu Programı (Version 01, 2023).....	15
3.2.3. Sekazu Programında Ölçüm Basamakları.....	16

3.3. MAKİNE ÖĞRENME ALGORİTMALARI.....	24
3.3.1. Karar Ağacı (KA, Decision Tree)	25
3.3.2. Rastgele Orman (RO, Random Forest)	25
3.3.3. Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier).....	26
3.3.4. ADA Boost Sınıflandırması (ADA Boost Classifier)	26
3.3.5. Destek Vektör Makine (DVM, Support Vector Machine).....	26
3.3.6. Doğrusal Regresyon (Linear Regression)	27
3.3.7. Lojistik Regresyon (Logistic Regression).....	27
3.3.8. Doğrusal Diskriminant Analizi (DDA, Linear Discriminant Analysis) .	28
3.3.9. Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (GGs, Gradient Boosting Classification)	28
3.3.10. Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (GNB, Gaussian Naive Bayes Classifier)	28
3.3.12. Performans Ölçütleri	30
3.3.12.1. İstatistiksel Analiz.....	31
BÖLÜM 4	32
BULGULAR.....	32
BÖLÜM 5	42
TARTIŞMA	42
BÖLÜM 6	49
SONUÇLAR VE ÖNERİLER	49
KAYNAKLAR	50
ÖZGEÇMİŞ	57

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

8	
9	
11	
Şekil 3.1. Horos programında L4 vertebranın ortogonal düzleme getirilmesi.	15
Şekil 3.2. Sekazu programı yerimi yönetim formunda L4 ve L5 vertebrada kullanılan yer imlerinin oluşturulması.....	17
Şekil 3.3. Sekazu programı yerimi yönetim formunda L4 ve L5 vertebrada kullanılan parametrelerin oluşturulması.	19
Şekil 3.4. Sekazu programı etiketleme yönetim formu görüntü sekmesinde L4 vertebraya ait transvers düzlemdeki etiketlerin işaretlenmiş hali.....	21
Şekil 3.5. Sekazu programı etiketleme yönetim formu görüntü sekmesinde L5 vertebraya ait sagittal düzlemdeki etiketlerin işaretlenmiş hali.....	22
Şekil 3.6. Sekazu programı etiketleme yönetim formu koordinatlar sekmesinde L4 vertebraya ait işaretlenmiş etiketlerin koordinatları.	22
Şekil 3.7. Sekazu programında hesaplama yönetim formu kullanılarak parametrelerin metrik verilerin elde edilmesi.	23
Şekil 3.8. Sekazu programı GNB hesaplayıcı ile farklı parametre modellerinin denenmesi.	24
Şekil 4.1. L4 vertebrada cinsiyet tahmini için algoritmalarda kullanılan parametrelerin tercih sayıları.	36
Şekil 4.2. L5 vertebrada cinsiyet tahmini için algoritmalarda kullanılan parametrelerin tercih sayıları.	41

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 3.1. Lumbal 4. ve 5. vertebra'ya ait yer imleri.17	
Çizelge 3.2. Lumbal 4. ve 5. vertebra'ya ait yer imleri parametreler.	20
Çizelge 4.1. L4 vertebra'ya ait normal dağılım gösteren parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılmasında Two Sample T testi sonuçları.....	33
Çizelge 4.2. L4 vertebra'ya ait normal dağılım göstermeyen parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılmasında Mann Whitney U testi sonuçları..	34
Çizelge 4.3. L4 vertebra'ya ait Makine öğrenme algoritmalarında elde edilen en yüksek doğruluk oranına sahip modeller.	35
Çizelge 4.4. L5 vertebra'ya ait parametrik parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılması t testi sonuçları.....	37
Çizelge 4.5. L5 vertebra'ya ait nonparametrik parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılması Mann Whitney U testi sonuçları.....	38
Çizelge 4.6. L5 vertebra'ya ait Makine öğrenme algoritmalarında elde edilen en yüksek doğruluk oranına sahip modeller.	40
Çizelge 5.1. Daha önce yapılmış bazı lumbal vertebra bazlı cinsiyet değerlendirmesi çalışmalarının özetleri	47

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

KISALTMALAR

BT	: Bilgisayarlı Tomografi
PACS	: Picture Archiving and Communication System
DICOM	: Digital Imaging and Communications in Medicine
3D MPR	: Curved Multiplanar Reconstruction
CVA	: Corpus Vertebra Anterior
CVP	: Corpus Vertebra Posterior
CVD	: Corpus Vertebra Dexter
CVS	: Corpus Vertebra Sinister
PSA	: Processus Spinosus Anterior
PSPt	: Processus Spinosus Posterior- transvers
PTD	: Processus Transversus Dexter
PTS	: Processus Transversus Sinister
FVD	: Foramen Vertebra Dexter
FVS	: Foramen Vertebra Sinister
PAVS	: Pediculus Arcus Vertebra Sinister
PAVD	: Pediculus Arcus Vertebra Dexter
PASD	: Processus Articularis Superior Dexter
PASS	: Processus Articularis Superior Sinister
CVPS	: Corpus Vertebra Posterior Superior
CVAI	: Corpus Vertebra Anterior Inferior
PSAS	: Processus Spinosus Anterior-sagittal
PSPs	: Processus Spinosus Posterior-sagittal
lenCVAP	: Corpus Vertebra Anterior Posterior Uzunluğu
lenCVDS	: Corpus Vertebra Genişliği
lenFVAP	: Foramen Vertebra Anterior Posterior Uzunluğu
lenFVG	: Foramen Vertebra Genişliği
lenPAVDG	: Pediculus arcus vertebra dexter genişliği

lenPAVSG	: Pediculus arcus vertebra sinister genişliği
lenPS	: Processus spinosus uzunluğu
lenPTS	: Processus transversus sinister uzunluğu
lenPTD	: Processus transversus dexter uzunluğu
lenPTDS	: Processus transversus'lar arası uzaklık
lenPASDS	: Processus articularis superior'lar arası uzaklık
lenVAP	: Vertebra anterior posterior uzunluğu
lenCVSAP	: Corpus vertebra superior uzunluğu
lenCVIAP	: Corpus vertebra inferior uzunluğu
lenCVAY	: Corpus vertebra anterior yüksekliği
lenCVPY	: Corpus vertebra posterior yüksekliği
lenPSs	: Processus spinosus sagittal uzunluğu
angPTPA	: Processus transversus dextra- Processus spinosus- Processus transversus sinistra arasındaki açı
angPASPS	: Processus articularis superior dexter- Processus spinosus- Processus articularis superior sinister
ADA	: ADA Boost Sınıflandırması
KA	: Karar Ağacı
EAS	: Extra Ağaçlar Sınıflandırması
GGs	: Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması
GNB	: Gaussian Naive Bayes
GSS	: Gauss Süreçleri Sınıflandırması
K-EYK	: K-En Yakın Komşu
DDA	: Doğrusal Diskriminant Analizi
DDVM	: Doğrusal Destek Vektör Makinesi
RO	: Rastgele Orman
NuDVM	: Nu Destek Vektör Makinesi
KDA	: Karenel Diskriminant Analizi
DVM	: Destek Vektör Makinesi
TP	: Gerçek Pozitif
TN	: Gerçek Negatif
FP	: Yanlış Pozitif
FN	: Yanlış Negatif

Acc : Doğruluk
Mcc : Matthew Korelasyon Katsayısı
Sen : Duyarlılık
Spe : Belirleyicilik
F1 : F1 skoru

BÖLÜM 1

GİRİŞ VE AMAÇ

Kimlik, kişinin diğer bireylerden ayırt edilmesinde, tanınmasında ve tanımlanmasında etkili olan özellikler bütünüdür. Kimlik belirtimi(tespiti) bu kişisel özelliklerin saptanmasıyla yapılır. Kimliği tespit etmek hem canlılarda hem de ölümlerde gereklilik gösterir. Kimlik tespitinde cinsiyet, vücut ağırlığı, boy, ırk, yüz özellikleri (göz, burun, saç, kaş, kulak), vücut izleri (ameliyat izi, yara izleri), parmak izi, dişler ve ekstremitelere ait özellikler gibi değişkenler kullanılır (Yıldırım & Hancı, 2001).

Antropoloji kelime anlamı olarak insan bilimi demektir ve antropolojinin bir dalı olan adli antropolojinin ise odak noktasıdır. Bu bilim dalı, insan kalıntılarından ve özellikle kemiklerden kimlik tespiti yapmaktır (Çeker, 2017). Kimliği belirli olmayan kişinin özellik tespiti antropoloji ve adli bilimin önemli konularındandır (Uzbaş, 2017).

Özellikle kitlesel ve kalıntıların hasara uğradığı ölümlerde, iskelet kalıntıları üzerinden elde edilen verilerle biyolojik profil oluşturulması oldukça önemlidir (Gill, 2001; Karanioti et al., 2009).

Cinsiyeti tespit etmek, kimliklendirme için ihtimali yarıya düşürmesi nedeniyle hem zamandan tasarruf sağladığından hem de çalışmaların devamında izlenecek yöntemleri netleştirdiğinden sürecin birinci önceliği haline gelir (Atamtürk,2016; Ramazan et al., 2010).

Cinsiyet belirlenmesinde başlıca DNA analizi(moleküler) yöntemi, morfolojik ve osteometrik yöntemler kullanılır (du Jardin et al., 2009; CRC Press et al., 2014). DNA analizi yöntemi en doğru sonucu veren yöntem olmasına rağmen karmaşık ve

yüksek maliyetli olduğundan, özel uzmanlık alanı gerekliliğinden dolayı araştırmacı tarafından tercih edilmeyebilir (Iwamura et al., 2004). Morfolojik yöntemler, cinsiyeti ayırt etmekte farklılıkları görsel olarak değerlendirir. Bu değerlendirme yönteminde doğruluk oranu düşüktür. Osteometrik yöntemde ise iskelet kalıntıları üzerinde çalışılarak biyolojik profil oluşturulur. Bu yöntem uygulanabilirliğinin kolaylığı, maliyetinin düşüklüğü ve daha kolay tekrarlanabilir olması nedeniyle günümüzde araştırmacılar tarafından sıklıkla tercih edilir (Darmawan et al., 2015).

Literatür incelendiğinde cinsiyeti belirleme çalışmalarında pelvis, femur, sternum, calcaneus ve patella gibi çeşitli insan iskeleti bölümleri cinsiyet tahmini için tetkik edilmiştir (İşcan,2005). Pelvis ve kafatası kemikleri incelemeleri (özellikle pelvis) cinsiyet tahmini için oldukça doğru sonuçlar vermektedir (Gonzales et al., 2009). Pelvis ve kafatası kemiklerinin zarar görüp incelenmesinin zor olduğu durumlarda insan iskeletinin diğer bölümleri ile cinsiyet tahmini çalışılır. Vertebralar; sayıca fazla olması, daha iyi korunması gibi sebeplerle cinsiyet tahmininde önemli bir yere sahiptir (Torimitsu et al., 2016). Cinsiyet tespit edilirken kullanılan iskelet parçalarından vertebralar sayıca fazla olduklarından ve ağır olmamalarından dolayı yapılan araştırmalarda kolaylık sağlar (Ünlütürk, 2017).

Pek çok araştırmada, vertebral incelemeler cinsiyet tayininde oldukça yüksek oranlarda kullanılmıştır (Oura et al., 2018; Ünlütürk & İşcan, 2013; Azofra-Monge & Aguilera, 2020; Ostrofsky et al., 2015; Decker et al., 2019).

Adli antropolojiye ait çalışmalarda cinsiyet tespitinde günümüzde çoğunlukla BT görüntülemesi kullanılır. BT yöntemi cinsiyet tespitinde zamandan tasarruf sağlar ve doğruluğu yüksek sonuçlar verir (Ali et al., 2018).BT yöntemi; oldukça hızlıdır, veri kaynağı olarak geniştir, rekonstrüksiyonu mümkündür bu nedenle cinsiyet tahmininde ön plana çıkmıştır. (Decker et al., 2011).

Bu çalışmada; cinsiyet tahmini yapılması amacıyla lumbal 4. ve 5. vertebraların BT görüntülerinden antropometrik ölçüm tekniklerinin makine öğrenme algoritmaları aracılığıyla analiz edilmesi amaçlanmıştır.

BÖLÜM 2

GENEL BİLGİLER

Bu kısımda antropoloji biliminin kısa tanımı, açıklaması ve alt dalları; bilimsel olarak kimlik nedir, kimliklendirme tanımı, kimlik tespiti için kullanılan yöntemlerden kısaca bahsedilecek ve columna vertebralis'in anatomik özellikleri ve genel özellikleri ile columna vertebralis'e ait ligament, eklem ve kas yapısı tanımlanacaktır. Ardından lumbal vertebraların özellikleri ile ayrıca çalışmamızda kullanılan lumbal 4 ve 5. vertebraların özelliklerinden bahsedilmiştir.

2.1. ANTROPOLOJİ HAKKINDA

Antropoloji kelime anlamıyla insan bilimidir ve insanı, insanın kültürünü inceler. Kelimenin kökü Yunancada Anthropos (insan) ve Logos (bilim)dir (Öz & Suata Alpaslan, 2017).

İnsanın genel anlamda tüm ilişkileri hakkındaki soruları insanın tarihi kadar eskilere dayanır fakat modern anlamda antropoloji biliminin kuruluşu 19. yüzyılda diğer bilimlerin gelişimiyle olmuştur (Zıllıoğlu,1993).

İnsanı, oluşturduğu toplumu, kültürü inceleyen bu bilim dalı insanlardaki benzerlikler ve farklılıkları belirlemeye çalışır. Bu bilim dalı genel olarak ikiye ayrılır. Bunlar fiziksel (biyolojik) ve sosyal (kültürel) antropolojdir. Fiziksel ya da biyolojik antropoloji, insanın fiziksel ve biyolojik gelişimini, evrimini konu alır. Sosyal ya da kültürel antropoloji ise toplum yapısını, yaşam biçimlerini, toplumların kültürlerini ve bu kültürdeki değişimleri, gelişimleri incelemeyi konu alır (Kolankaya,2013).

Fiziksel (biyolojik) antropolojinin özel bir bölümü olan adli antropolojinin temel aldığı nokta ise insan iskeleti kalıntılarından biyolojik özelliklerin özel yöntemlerle

incelenerek kimlik tespiti yapılmasıdır. Adli antropolojide bu incelemeler sonucunda elde edilen bilgilerle cinsiyet tayini, yaş, ırk, travmalar kişinin kimlik tespiti ve ölümlerinin altında yatan sebepleriyle ilgili hukuki bilgi sağlar (Çeker,2017).

2.2. KİMLİKLENDİRME HAKKINDA

Kimlik tespitinin bilimsel esaslarla yapılması ilk olarak suçluları tespit etmek amacıyla Fransa’da başlamıştır. Kimlik tespitinde cinsiyet, vücut ağırlığı, boy, ırk, yüz özellikleri (göz, burun, saç, kaş, kulak), vücut izleri (ameliyat izi, yara izleri), parmak izi, dişler ve ekstremitelere ait özellikler gibi değişkenler kullanılır (Tunalı, 2001).

Kimliği tespit etmek hem canlılarda hem de ölümlerde gereklilik gösterir. Canlılarda bilgi edinmenin zor ya da mümkün olmadığı durumlarda (küçük yaş, akli denge problemi, koma ve benzeri durumlar), sahte kimlik, miras gibi durumlarda; ölümlerde akrabalık tespiti, miras, cinayet, intihar durumlarının aydınlatılmasında oldukça önemlidir. Hukuk ve adli tıp alanlarında iki tür kimlik tanımı yapılır. Bunlardan biri tıbbi kimliktir, kimliği vücut özelliklerinin (kişinin boyu, cinsiyeti, yaşı, dişleri, saç ve göz rengi, parmak izi ve benzeri özellikler) belirlenip değerlendirilmesi sonucunda ortaya çıkan bilgilerle oluşturur. Diğer kimlik tanımı olan adli kimlikse nüfus kaydında olan (bireyin cinsiyeti, doğum yılı, doğum yeri) bilgilerden oluşur (Yıldırım & Hancı, 2001).

2.3. CİNSİYETİN KİMLİK TESPİTİNDEKİ YERİ

İskelet kalıntıları ve cesetlerin kimliklendirmesi hukuki, mali ve manevi açıdan önemlidir. İskelet kalıntıları adli tıp için önemli bir kanıttır. Kimliklendirme çalışmaları ve analizlerinin sonuçları öncelikle kişinin belirlenmesi ve daha sonra ölüm zamanı, ölüm nedeni gibi yasal tespitler yapılarak bir suç failini bulmak için kullanılabilir. Kimliğin belirlenmesi yasal olarak pek çok konunun kilit noktasıdır. Örneğin; miras, yeniden evlenme, vasiyet konuları ölen kişinin kimliğiyle doğrudan ilgilidir (Christensen et al., 2019; Lewis & Flavel, 2006). Meydana gelen ölüm olaylarında, özellikle kişinin tanınmayacak durumda olmasında kimlik

belirlenmesinde cinsiyet tespiti oldukça önemlidir ve sürecin ilk aşamasını oluşturur (Krishan et al., 2016).

Cinsiyetin tespit edilmesi var olan kimlik ihtimallerini yüksek oranda azaltır ve araştırmacıya diğer kimlik özelliklerini saptamada kolaylık sağlar (Atamtürk, 2016).

2.4. CİNSİYET TAHMİNİ

Biyolojik profil oluşmasında iskelet kalıntıları üzerinde çalışılırken cinsiyet tahmini ve tespiti önemli bir adımdır (Gonzalez et al., 2009). Cinsiyetin tespit edilmesi var olan kimlik ihtimallerini yüksek oranda azaltarak araştırmacıya diğer kimlik özelliklerini saptamada kolaylık sağlar (Krishan et al., 2016).

2.4.1. Cinsiyet Tahmininde Kullanılan Yöntemler

Cinsiyetin tahmin edilme yöntemleri genel olarak morfolojik ve metrik metodlar olarak ikiye ayrılır.

Morfolojik yöntemler cinsiyet için farklılık gösteren özelliklerin görsel olarak analiz edilmesidir. Ön değerlendirmenin hızlı olmasının yanı sıra bu yöntemin nesnel olmaması, gözlemcinin hata payının olması, sınıflandırmanın zor olması gibi sorunları mevcuttur. Metrik yöntemler cinsiyet tahmini için istatistiksel yöntemler kullanılmasıdır. İstatistiksel yöntemlerle elde edilen veriler nesneldir ve değerlendirmek daha kolaydır (Krishan et al., 2016).

Dijital radyografik yöntemlerden olan BT (bilgisayarlı tomografi), yunanca kökenli tomos (kesit, dilim) ve graphy (açıklama, görüntü) kelimelerinin birleşiminden oluşan bir terimdir (Özkan, 2007). 1970'lerde Birleşik Krallıkta mühendis Godfrey Newbold Hounsfield ve fizikçi Allan Cormack tarafından geliştirilmiştir ve X-ışını kullanılarak vücudun incelenen bölgesinin izdüşüm bilgilerinden elde edilen kesitsel görüntülerini oluşturmaya yönelik bir yöntemdir (Dedouit et al.,2014).

BT, organları, dokuları ve kemikler gibi keskin sınırları olan yapıları gösterebilen ve incelenmesine olanak sağlayan bir görüntüleme yöntemidir. Rekonstrüktif, dental,

karşılaştırmalı kemik ve doku hasarı taramalarında kullanılabilir (Dedouit et al.,2014; Yekeler et al., 2006). X ışını keşfinden sonra BT, tanısal radyoloji için çok önemli bir buluştur. Klinik kullanımdaki ilk BT cihazından bir görüntü eldesi saatler sürerken, zamanla geliştirilen BT ile bu işlem 1 saniyenin altında yapılabilmektedir (Kalender, 2006).

Tanısal anlamda oldukça önemli olan BT günümüzde adli tıp için de geniş bir kullanım alanına sahiptir (Torimitsu vd., 2015). Özellikle de meydana gelebilecek yumuşak doku kayıpları ve vücut bozulmalarında iskelet yapılarının BT görüntüleri kullanılarak cinsiyet tahmini, kimliklendirmede kullanılması büyük önem kazanmıştır (Ali et al., 2018).

2.5. CİNSİYET TESPİTİNDE VERTEBRALARIN ÖNEMİ

Postürle ve vücut tipiyle doğrudan bağlantılı olduğundan, vertebraların incelenmesi kişinin cinsiyeti, yaşı, yaşam ve ölüm şekliyle ilgili birçok bilgi verir (Kennedy,1989; Ortner & Putschar, 1981).

Kullanılabilecek en yüksek oranda doğruluk sağlayan iskelet yapıları cranium, baş, mandibula ve pelvistir (Scheuer, 2002). Cinsiyet tespitinde deforme olmamış kemikler tercih edilir. Bu kemiklerin zarar gördüğü ya da araştırılmasının elverişsiz olduğu durumlarda diğer iskelet yapıları üzerinde çalışılır (Torimitsu et al., 2016).

Vertebralar sayıca fazla olduklarından ve ağır olmamalarından dolayı araştırma aşamasında kolaylık sağlar. Morfolojik olarak birbirlerine benzemeleri ise ayırt edilmelerini güçleştirir (MacLaughlin, 1992).

2.6. COLUMNA VERTEBRALİS (OMURGA) ANATOMİSİ

Columna vertebralis (omurga), toplamda 33 vertebradan oluşan bir sütundur. 26 kemikten oluşur. Bunların 24'ünü vertebralar, 1'ini sakrum diğer 1'ini ise koksiks oluşturur. Vertebraların ilk 24'ünü presakral(hareketli) vertebralar oluşturur.

Sakrumu oluşturan 5 sakral vertebra ve koksiksi oluşturan 4 koksigeal vertebra ise sabit vertebralardır (Ozan, 2014).

Columna vertebralis'i oluşturan vertebralardan proksimalden distale 5 gruba ayrılır:

- 1)Vertebrae cervicales : 7 servikal vertebra
- 2)Vertebrae thoracicae : 12 torakal vertebra
- 3)Vertebrae lumbales : 5 lumbal vertebra
- 4)Vertebrae sacrales : 5 sakral vertebra
- 5)Vertebrae coccygeae : 4 koksigeal vertebra

Vertebraların temel önemli fonksiyonları; medulla spinalis'i korumak, vücudun ağırlığını taşımak, dengesini sağlamak ve vücudun hareketine izin vermektir (Arifoğlu, 2020).

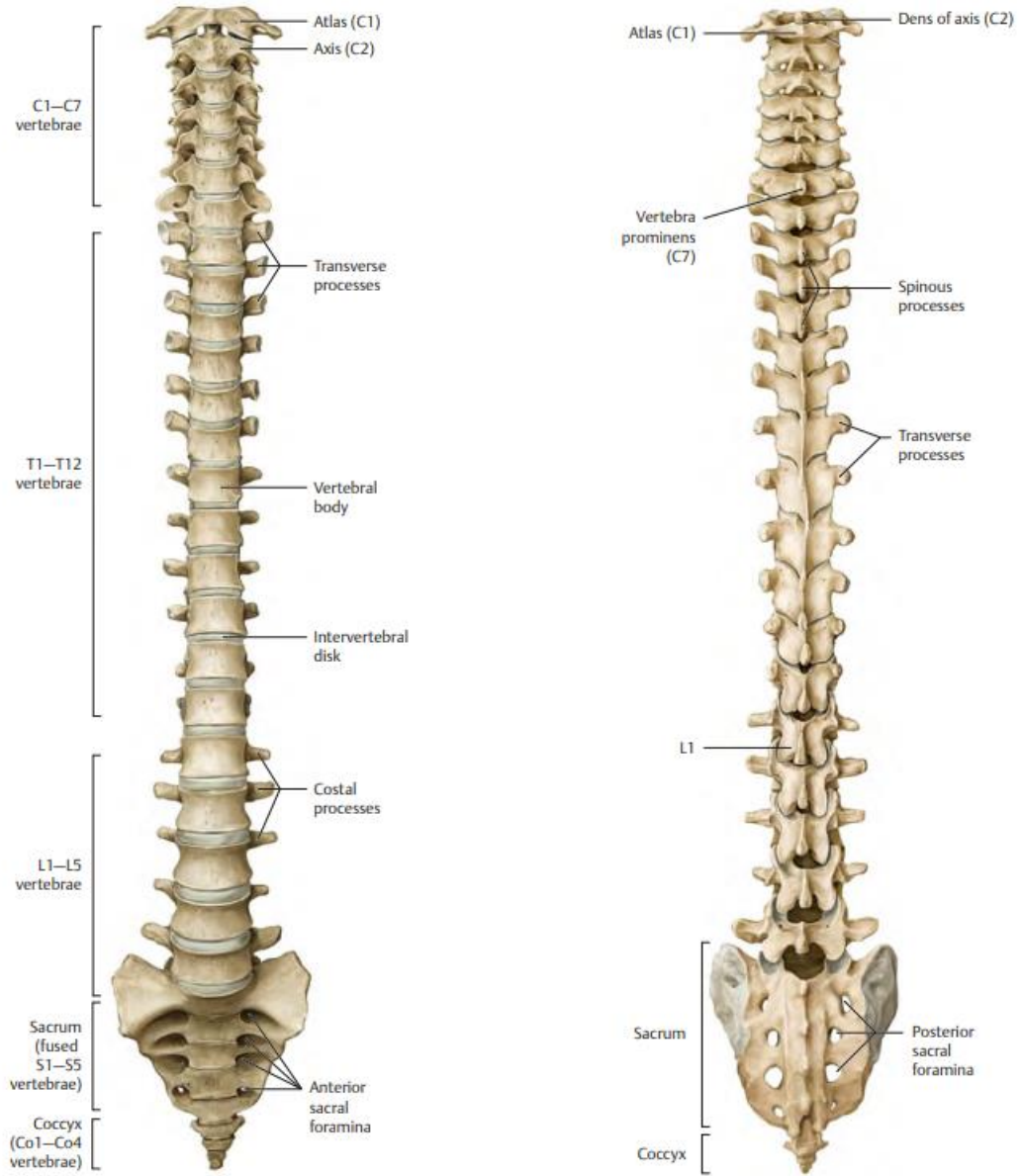
Columna vertebralisin sagittal planda ortaya çıkan 4 eğriliği vardır:

- Servikal Lordoz: eğriliğin kavisinin tepe noktası C4-C5'tir.
- Torakal Kifoz: eğriliğin kavisinin tepe noktası T6-T7'dir.
- Lumbal Lordoz: eğriliğin kavisinin tepe noktası L3'dür.
- Sakral Kifoz: eğriliğin kavisinin tepe noktası S3'tür (Ozan,2014).

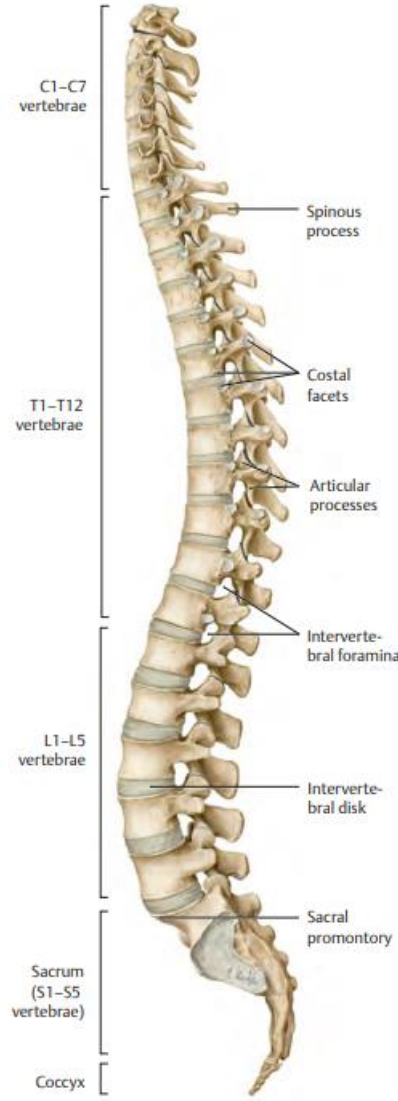
Columna vertebralisin ortalama boyu yetişkin bir erkekte 70 cm., kadında 60 cm. kadardır. Bu uzunluğun $\frac{1}{4}$ 'ü discus intervertebralis'e, $\frac{3}{4}$ 'ü vertebralara aittir. Discus intervertebralis 5-12 mm kalınlığında olan fibrokartilaj bir yapıdır. 23 adet discus intervertebralis vardır 1. ve 2. servikal vertebraların arasında discus intervertebralis bulunmaz. Discus'lar, vertebra corpuslarına belli bir sınırdaki hareket olanağı sağlar ve columna vertebralis'e gelebilecek darbelerden korunmasında rol oynar (Arifoğlu,2020; Arıncı ve Elhan,2014).

Vertebraların ve aralarındaki disklerin kalınlığı servikalden lumbale doğru artar. En büyük hareketli vertebra L5'tir (Ozan,2014).

Columna vertebralisin deęişik kısımlarına ait vertebralar arasında Őekil, büyüklük ve özellik bakımından fark bulunmasına rağmen ortak özellikleri de vardır. Yeni doğanda daha az olan bu fark vücudun gelişmesi, aęırlığın artması ve hareketle artar (Gökmen, 2003).



Őekil 2.1. Columna vertebralis'in önden ve arkadan görünüşü (Gilroy Anatomi Atlasından modifiye edilmiştir) (Gilroy et al., 2008).



Şekil 2.2. Columna vertebralis'in yandan görünüşü (Gilroy Anatomi Atlasından modifiye edilmiştir) (Gilroy et al., 2008).

2.6.1. Tipik Bir Vertebra Anatomisi

Bütün vertabralarda bulunan temel yapılar; corpus vertebra öndeki gövde kısmıdır, arcus vertebra arkadaki kemer şeklindeki kısımdır, processus çıkıntılardır.

Arcus vertebrae'yı oluşturan yapılar; pediculus arcus vertebrae, lamina arcus vertebrae, processus transvesus'lar, processus spinosus, processus articularis superior ve inferior'lar oluşturur.

Processus spinosus, arcus vertebrae'nin orta hattında bulunan ve arkaya doğru uzanan çıkıntılardır ve postüral kaslarla aktif hareket kasları için kaldıraç görevi yapar, ağırlığın desteklenip vertebralar arasında yük aktarımında görev alır (Standring, 2015; Pal et al.,1988).

Pediculus vertebrae arcus vertebrae'nin corpora bağlantısıdır. Pediküller bağlantısını sağladığı bu iki yapı arasında ağırlık aktarımında rol oynar.

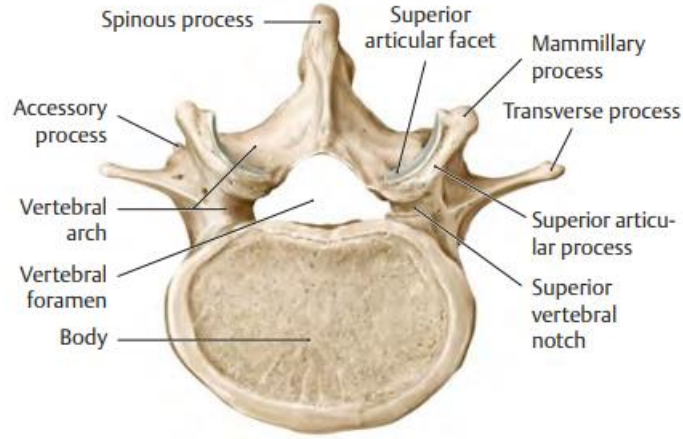
Processus transversus, pediculus vertebrae'lerin hemen arkasında vertebralardan yanlara doğru uzanan çıkıntılardır. Bu çıkıntı ise processus spinosus ile birlikte columna vertebralis kaslarının tutunma yerlerini oluştururlar ve hareketliliği sağlarlar (Pal, 1988).

Processus articularis superior ve processus articularis inferior, vertebraların üst ve alt kısımlarında komşu vertebralar ile eklem yapan çıkıntılardır.

Lamina arcus vertebrae, pediculus arcus vertebrae ile processus spinosus arasındaki özel levha şeklindeki arka kısımdır.

Foramen vertebrale, corpus vertebrae ile arcus vertebrae arasında adındaki büyük deliktir. Bu deliğin arka yan taraflarını arcus vertebrae çevreler.

Foramen intervertebrale; vertebraların yan taraflarında, pediculus'larda, incisura vertebralis superior ve daha derin olarak incisura vertebralis inferior adı verilen çentiklerin bir araya gelerek oluşturduğu deliktir. Bu delikten damarlar ve spinal sinirler geçer. Vertebralar birleşip columna vertebralis'i oluşturduğunda, üst üste gelen delikler de canalis vertebralis'i oluşturur. Bu kanal içinde medulla spinalis bulunur (Arifoğlu, 2020; Arıncı & Elhan, 2014).



Şekil 2.3. Tipik bir vertebranın üstten görünüşü (Gilroy Anatomi Atlasından modifiye edilmiştir) (Gilroy et al., 2008).

2.6.2. Lumbal Vertebra Anatomisi

5 adettir. Foramen vertebrae'leri geniş ve üçgen şeklindedir, pediculus arcus vertebrae'leri kısadır, lamina arcus vertebrae'leri kısa ve geniştir, processus transversus'ları uzundur, processus spinosus'ları küt ve horizontaldır. Corpus vertebrae'leri büyüktür. En büyük hareketli vertebrae olan L5 aynı zamanda processus spinosus'u en küçük lumbal vertebrae'dir (Ozan, 2014).

Processus transversus diğer bölgelerdeki vertebrae'lardan farklı olarak iki tane ilave çıkıntıya (processus mamillaris, processus accesorius) sahiptir. Processus accesorius, processus transversus'ların kökünde bulunan çıkıntıdır. Processus mamillaris ise processus articularis superior'ların arka yüzündeki çıkıntıdır. Özellikle L5'te bariz olarak gözlemlediğimiz bu çıkıntılar processus accesorius ve processus mamillaris'tir (Ozan, 2014).

Columna Vertebralis'in Eklemleri

- Corpus vertebrae'lar arasındaki eklemler
 - a) Symphysis intervertebralis: Bu eklem symphysis tipi bir eklemdir. 2. servikal vertebradan, 1. sakral vertebraya kadar bulunur. Corpus'ların eklem

yapan üst ve alt yüzleri hyalin kıkırdak ile örtülüdür. Gövdenin kısıtlı da olsa fleksiyon, ekstansiyon, abduksiyon, adduksiyon hareketlerine katılır (Arifoğlu, 2020).

- Arcus vertebrae'lar arasındaki eklemler
 - a) Art. zygapophysialis: Komşuluğu olan vertebraların proc. articularis superior ve inferior'ları arasındadır. Klinikte faset eklem olarak da isimlendirilir. Plana tip eklemdir. Eklem yüzleri arasındaki kayma hareketine yardımcı olur (Arifoğlu, 2020).
 - b) Syndesmosis columnae vertebralis: Lamina arcus vertebrae, proc. spinosus ve proc. transversus arasındaki fibröz eklemlerdir (Yıldırım, 2018).

Kosta ve vertebralar arasında bulunan eklemlerin genel görevi solunum hareketlerine katılmaktır.

- Art. capitis costae: Plana tipli olan bu eklem caput costae ile corpus vertebrae'daki fovea costalis arasında bulunur.
- Art. costotransversaria: Plana tipli bir eklem olup tuberculum costae'lar üzerindeki eklem yüzü ile proc. transversus'lar üzerindeki eklem yüzü arasında oluşur (Arifoğlu, 2020).

Columna Vertebralis Ligamentleri

- Membrana tectoria: Axis (corpus'u) ile os occipitalis arasında uzanır. Ligamentum longitudinale posterior'un yukarıya doğru devamıdır.
- Membrana atlanto-occipitalis anterior: For. magnum'un anterior kenarından, atlasın arcus anterior'una uzanır.
- Membrana atlanto-occipitalis posterior: For. magnum'un posterior kenarından, atlasın arcus posterior'una uzanır.
- Lig. longitudinale anterius: Columna vertebralis'in ekstansiyon limitini sağlar.
- Lig. longitudinale posterius: Columna vertebralis'in fleksiyon limitini sağlar.
- Lig. flavum: Atlasan, 1. sakral vertebraya kadar uzanır. Columna vertebralis'in dik durmasına destek olmaktadır.

- Lig. supraspinale: 7. servikal vertebradan sakruma kadar proc. spinosus'ların uçlarını birbirine bağlar. Columna vertebralis'in hiperfleksiyon ya da hiperrotasyonunu önlemektedir.
- Lig. İnterspinale: Proc. spinosus'lar arasında bulunan bu ligament 7. servikal vertebradan sacrum'a kadar uzanır.
- Lig. nuchae: 7. servikal vertebranın proc. spinosus'u ile protuberentia occipitalis externa arasında uzanır (Arifođlu, 2020).

BÖLÜM 3

GEREÇ VE YÖNTEM

3.1. GÖRÜNTÜLERİN EDİNİLMESİ

Bu çalışma Karabük Üniversitesi Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu tarafından 2022/909 nolu protokol kararı ile onaylanmıştır.

Bu çalışma retrospektif olarak yapıp, 2017-2022 yılları arasında çeşitli sebepler ile Karabük Üniversitesi Eğitim Araştırma Hastanesi'ne başvuran kişilerin Picture Archiving and Communication System (Resim Arşivleme ve İletişim Sistemi-PACS) arşiv sisteminde bulunan BT görüntüleri tarandı. Görüntülerin elde edildiği BT tarayıcısı 16 kesitli Multidedektör BT tarayıcısıdır. (aquilion 16; toshiba medical systems, Japan).

Kişilerin çalışmaya dahil edilme yaşı 25-50 aralığında olup lumbal vertebralarında herhangi bir kırık, patoloji veya geçirdiği cerrahi operasyon bulunmayan 50 kadın, 50 erkek toplamda 100 kişinin görüntüleri dahil edildi.

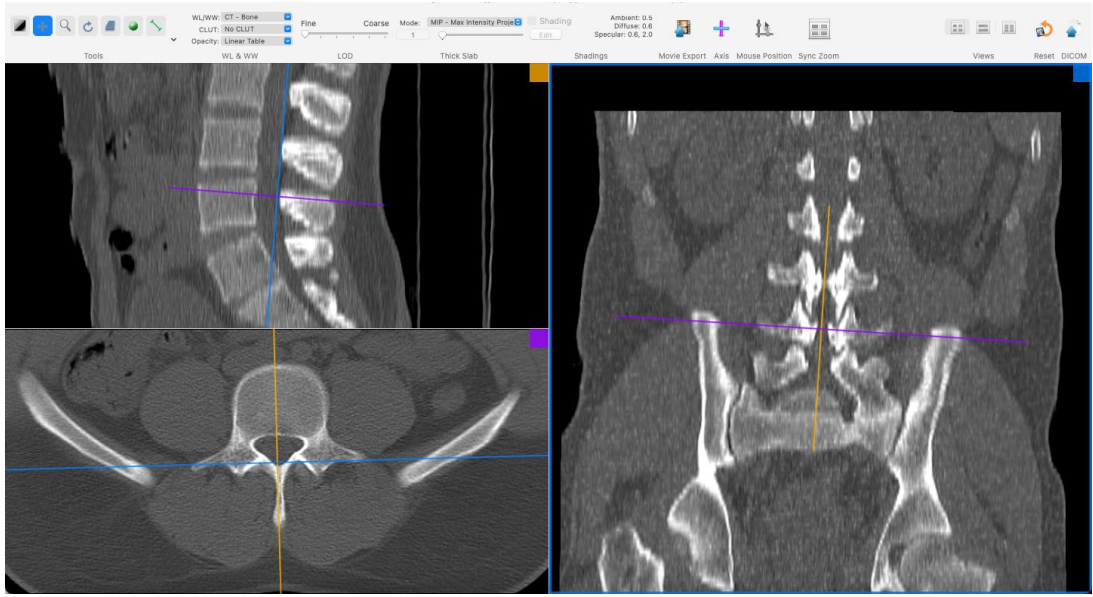
3.2. GÖRÜNTÜ ANALİZ METODU

PACS arşiv sisteminde bulunan ve 16 kesitli Multidedektör BT tarayıcısıyla (Aquilion 16; Toshiba medical systems, Japan) elde edilmiş görüntüler Digital Imaging and Communications in Medicine (Tıpta Dijital Görüntüleme ve İletişim-DICOM) formatında kaydedilip kişisel iş istasyonuna aktarıldı. Kişisel iş istasyonunda (Horos Project, Version 3.0, Amerika Birleşik Devletleri) bulunan tüm BT görüntüleri processus spinosus, processus transversuslar ve corpus vertebrayı tam ortalayacak şekilde ortogonal düzleme getirildi ve 100 kişinin BT görüntüsü DICOM şeklinde kaydedildi.

3.2.1. Horos Projesi (Version 3.3, USA)

Açık kaynaklı ve ücretsiz bir tıbbi resim görüntüleyici olan bu yazılım, radyolojik görüntülerin analizinde ve farklı formlarda kaydedilmesinde kullanılabilir. Horos yazılımının amacı, Mac OS X için tam olarak işlevsel, 64-bit tıbbi görüntü görüntülenmesini sağlamaktır (The Horos Project, 2018).

Horos yazılımına nakledilen görüntüler 3D Curved Multiplanar Reconstruction (MPR) aracıyla sagittal, koronal ve horizontal planlarda ortogonal düzleme getirildi. Ortogonale alınan görüntüler Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) formatında kaydedildi. DICOM şeklinde kaydedilen görüntüler makine öğrenme algoritmalarını uygulamak için Sekazu programına aktarıldı.



Şekil 3.1. Horos programında L4 vertebranın ortogonal düzleme getirilmesi.

3.2.2. Sekazu Programı (Version 01, 2023)

Sekazu; Karabük Üniversitesi Tıp Fakültesi Tıbbi Biyoloji, Anatomi ve Radyoloji Anabilim Dallarında görev yapan öğretim üyelerinin geliştirdiği, Phyton programlama dili kullanılan, cinsiyet tahmini için kullanılan, açık erişimi olan, ayrıntılı ölçüm sonuçları veren, hızlı ve kolay kullanılabilen bir programdır. Sekazu

programıyla işaretlenebilecek anatomik yerlerin ya da program üzerinden tanımlanmış metrik değerlerin (uzunluk, çevre, açı, alan) hesaplaması yapılabilir. Sekazu hesaplayıcıları aracılığıyla, parametrelerin tekrar etmeyen kombinasyonlarıyla alt parametre grupları oluşturulmasını sağlar. Bu gruplar üzerinde makine öğrenme algoritmalarını kullanarak en fazla performans ölçөгünü sağlayan parametre setini belirler. Parametre setlerinden hangisinin cinsiyeti belirlemede daha yüksek doğruluk sağladığını tahmin etmek zor olduğundan Sekazu tüm olası alt kümeleri belirler. Bu alt kümelerden bir elemandan n elamana kadar tespit edilir. Yapılan bu hesaplamaların sonucuna bağlı olarak, hesaplanmasını istediğimiz makine öğrenme algoritması çalıştırılıp cinsiyet tahmini için başarı yüzdesi hesaplanır (Turan et al., 2021).

Sekazu programında şu adımlar izlenerek cinsiyet tahmini için makina öğrenme algoritmaları uygulanır:

3.2.3. Sekazu Programında Ölçüm Basamakları

Yer İmi Yönetim Formu Aracı kullanılır. Bu araçla ölçümlerde kullanılacak tüm noktalar yer imleri olarak belirlenir. Her noktanın yer imi adı, planı, açıklaması, etiket adı oluşturulur.

Yerimi yönetim formu

No: 1

Yerimi adı: Corpus vertebra anterior

Etiket: CVA

Plan: transvers

Renkler: #ffffff

#000000

Açıklama: Corpus vertebra'nın en ön noktası

Yerimi listesi

No	Ad	Etiket	Plan
1	Corpus vertebra ant...	CVA	transvers
2	Corpus vertebra po...	CVP	transvers
3	Corpus vertebra de...	CVD	transvers
4	Corpus vertebra sin...	CVS	transvers
5	Processus spinosus...	PSA	transvers
6	Processus spinosus...	PSPt	transvers
7	Processus transver...	PTD	transvers

1 nolu kayıt aktarıldı

Şekil 3.2.Sekazu programı yerimi yönetim formunda L4 ve L5 vertebrada kullanılan yer imlerinin oluşturulması

Çalışmada kullanılan yer imleri Çizelge 3.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 3.1.Lumbal 4. ve 5. vertebra'ya ait yer imleri.

NO	ETİKET ADI	YER İMİ ADI	PLAN
1	CVA	Corpus vertebra anterior	Transvers
2	CVP	Corpus vertebra posterior	Transvers
3	CVD	Corpus vertebra dexter	Transvers
4	CVS	Corpus vertebra sinister	Transvers
5	PSA	Processus spinosus anterior	Transvers
6	PSPt	Processus spinosus posterior-transvers	Transvers
7	PTD	Processus transversus dexter	Transvers

8	PTS	Processus transversus siniter	Transvers
9	FVD	Foramen vertebra dexter	Transvers
10	FVS	Foramen vertebra sinister	Transvers
11	PAVS	Pediculus arcus vertebra sinister	Transvers
12	PAVD	Pediculus arcus vertebra dexter	Transvers
12	PASD	Processus articularis superior dexter	Transvers
13	PASS	Processus articularis superior sinister	Transvers
16	CVPS	Corpus vertebra posterior superior	Sagittal
17	CVAI	Corpus vertebra anterior inferior	Sagittal
18	CVPI	Corpus vertebra posterior inferior	Sagittal
19	PSAS	Processus spinosus anterior-sagittal	Sagittal
20	PSPs	Processus spinosus posterior-sagittal	Sagittal

2) Nitelik Yönetim Formu Aracı kullanılır. 1.adımda tanımlanan yer imlerinden parametreler belirlenir. Bu araçla oluşturulanlar; parametrenin adı, parametrenin ölçüm tipi, etiketi, parametrenin hangi yer imleri arasında olduğu ve parametrenin açıklamasıdır.

Nitelik yönetim formu

Kaynak: C:/Users/necati emre/Desktop/gizem bookmark.sbf

Ad: Corpus vertebra anterior posterior uzunluğu- transvers

Etiket: lenCVAP

Tip: Uzunluk

Yerimleri:

Corpus vertebra anterior
:CVA
Corpus vertebra posterior
:CVP

Açıklama: Transvers düzlemde corpus vertebra anterior posterior uzunluğu

Nitelik listesi

No	Ad	Etiket	Tip	Yerimleri
1	Corpus vertebra ant...	lenCVAP	Uzunluk	Corpus ve :CVA Corp :CVP
2	Corpus vertebra ge...	lenCVDS	Uzunluk	Corpus ve :CVD Corpus v :CVS
3	Foramen vertebra g...	lenFVG	Uzunluk	Foramen \n :FVD Fora :FVS
4	Pediculus arcus ver...	lenPAVDG	Uzunluk	pediculus :PAVD For :FVD
5	Pediculus arcus ver...	lenPAVSG	Uzunluk	Foramen \n :FVS pedi :PAVS

1 nolu kayıt aktarıldı

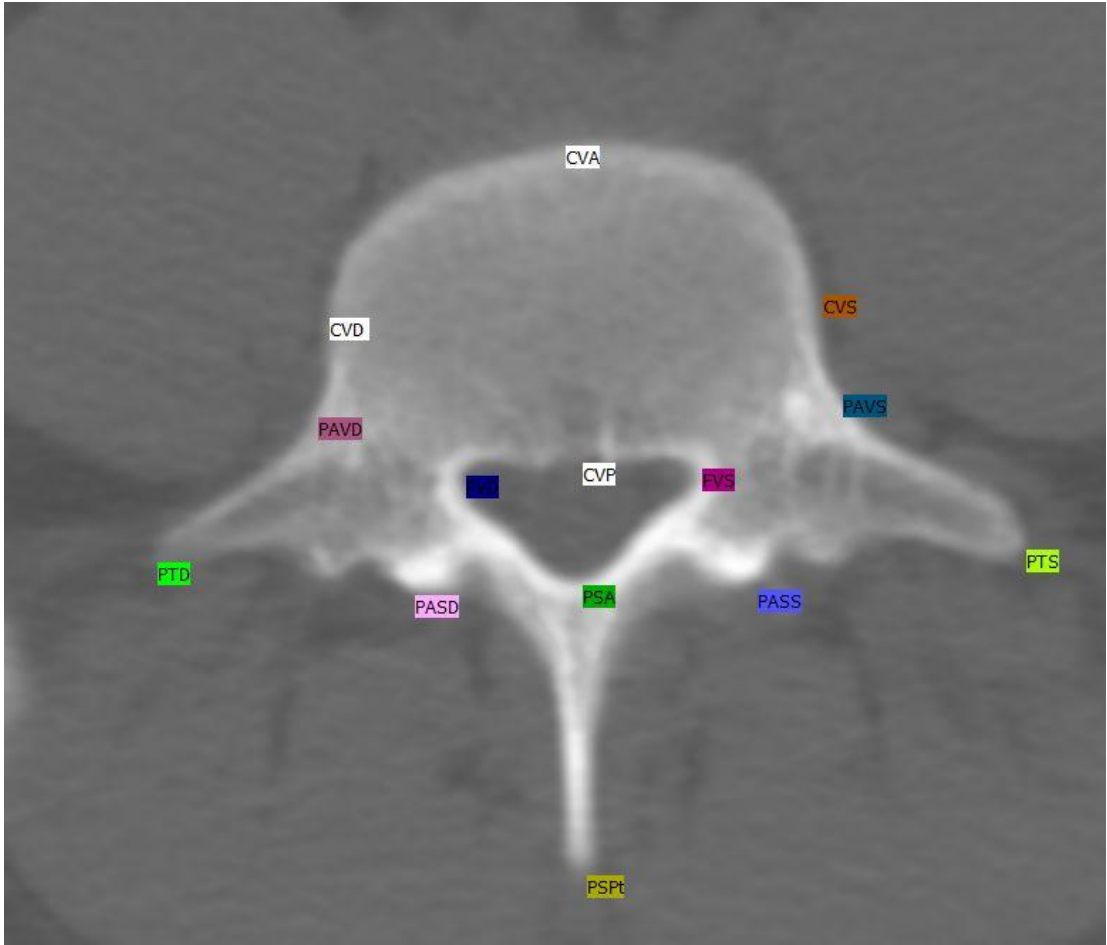
Şekil 3.3.Sekazu programı yerimi yönetim formunda L4 ve L5 vertebrada kullanılan parametrelerin oluşturulması.

Çalışmada kullanılan parametreler Çizelge 3.2’de gösterilmiştir.

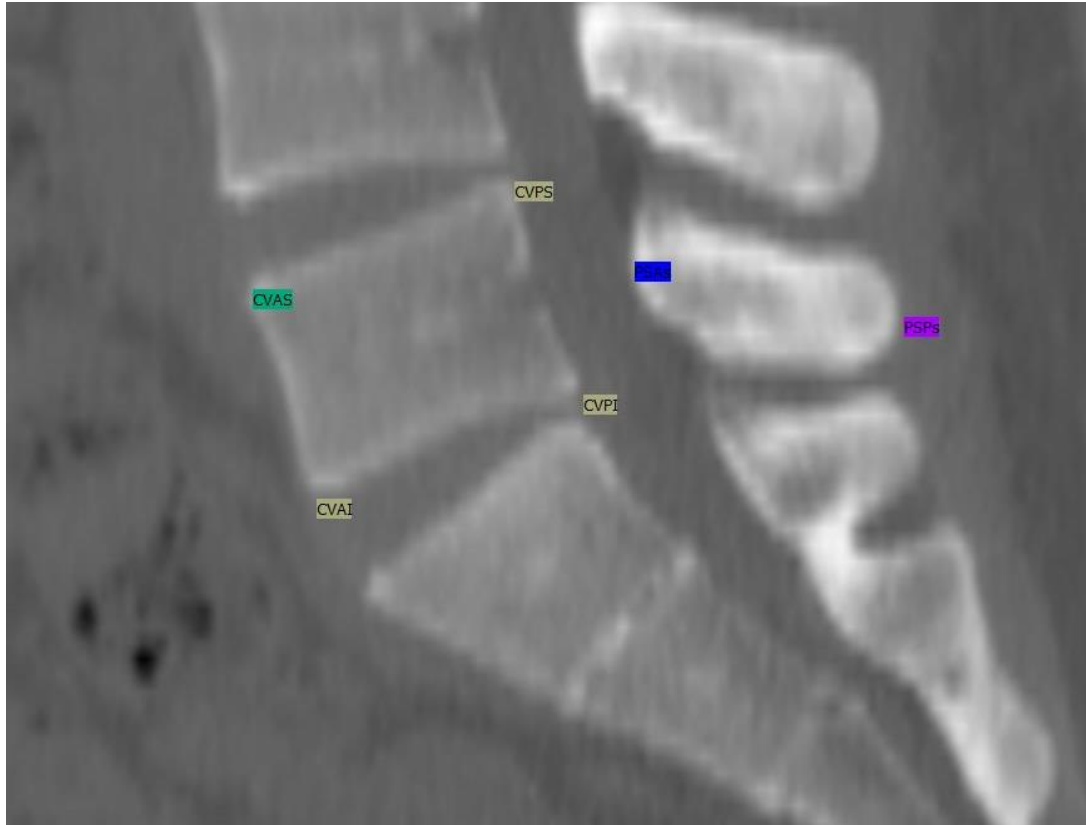
Çizelge 3.2.Lumbal 4. ve 5. vertebra'ya ait yer imleri parametreler.

NO	ETİKET ADI	PARAMETRE ADI	TİP	YER İMLERİ
1	lenCVAP	Corpus vertebra anterior posterior uzunluğu- transvers	Uzunluk	CVA CVP
2	lenCVDS	Corpus vertebra genişliği	Uzunluk	CVD CVS
3	lenFVAP	Foramen vertebra anterior posterior uzunluğu	Uzunluk	PSA CVP
4	lenFVG	Foramen vertebra genişliği	Uzunluk	PSA CVP
5	lenPAVDG	Pediculus arcus vertebra dexter genişliği	Uzunluk	PAVD FVD
6	lenPAVSG	Pediculus arcus vertebra sinister genişliği	Uzunluk	PAVS FVS
7	lenPS	Processus spinosus uzunluğu transvers	Uzunluk	PSAs PSPs
8	lenPTS	Processus transversus sinister uzunluğu	Uzunluk	FVS PTS
9	lenPTD	Processus transversus dexter uzunluğu	Uzunluk	FVD PTD
10	lenPTDS	Processus transversus’lar arası uzaklık	Uzunluk	PTD PTS
11	lenPASDS	Processus articularis superior’lar arası uzaklık	Uzunluk	PASD PASS
12	lenVAP	Vertebra anterior posterior uzunluğu	Uzunluk	CVA PSP
13	angPTPA	Processus transversus dextra-Processus spinosus-Processus transversus sinistra arasındaki açı	Açı	PTD PSP PTS
14	angPASPS	Processus articularis superior dexter-Processus spinosus-Processus articularis superior sinister	Açı	PASD PSP PASS
15	lenCVSAP	Corpus vertebra superior uzunluğu	Uzunluk	CVAS CVPS
16	lenCVIAP	Corpus vertebra inferior uzunluğu	Uzunluk	CVAI CVPI
17	lenCVAY	Corpus vertebra anterior yüksekliği	Uzunluk	CVAS CVAI
18	lenCVPY	Corpus vertebra posterior yüksekliği	Uzunluk	CVPS CVPI
19	lenPSs	Processus spinosus sagittal uzunluğu	Uzunluk	PSAs PSPs

3) Etiketleme Yönetim Formu Aracı kullanılır. Belirlenen yer imlerinin radyolojik görüntünün üzerine yerleştirilmesi işlemi bu araç kullanılarak yapılır. Her ölçümün bilgileri kaydedilir. Kaydedilen bu bilgiler protokol numarası, kişinin adı, yaşı, cinsiyeti ve görüntünün plan bilgileridir. Bu aracın görüntü sekmesi ve koordinatlar sekmesi olmak üzere 2 sekmesi bulunur. Görüntü açılınca üzerine yer imleri yerleştirilir ve etiketlemeler yapıp kaydedilir. Kaydedildikten sonra koordinat penceresinde görüntülenebilir.



Şekil 3.4.Sekazu programı etiketleme yönetim formu görüntü sekmesinde L4 vertebraya ait transvers düzlemdaki etiketlerin işaretlenmiş hali.



Şekil 3.5. Sekazu programı etiketleme yönetim formu görüntü sekmesinde L5 vertebraya ait sagittal düzlemdeki etiketlerin işaretlenmiş hali.

Etiketleme yönetim formu

Kaynak: Etiket Protokol: Ad: Yaş: Boy: Cinsiyet: Erkek Plan: transverv + - ×

Görüntü Koordinatlar

 K koordinat listesi

Cinsiyet	Kaynak	CVA	CVP	CVD	CVS	PSA	PSR	PTD	PTS	PVD	PVS	PKS	
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	359.85914.133.935.	397.38758.171.775.	534.89838.153.731.	382.10318.155.955.	356.89326.188.085.	356.89326.188.085.	396.89326.188.085.	318.83124.179.929.	392.13667.181.659.	345.52409.174.986.	369.30691.177.210.	382.35003.51.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	434.41166.169.038.	436.53222.203.876.	409.87376.189.305.	456.53206.196.306.	435.82834.221.445.	432.29110.200.851.	388.06232.518.114.	482.27570.215.904.	419.26481.207.814.	449.86145.206.905.	461.97893.29.	461.97893.29.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	693.91225.294.387.	691.04485.327.840.	668.10560.313.025.	715.41780.314.458.	688.6534.342.177.	686.26584.368.461.	649.94536.343.132.	728.79903.346.956.	677.18573.231.185.	701.55867.333.077.	713.98409.3.	713.98409.3.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	684.43670.284.906.	679.71970.318.397.	658.02150.301.888.	704.71980.306.133.	677.88290.339.152.	674.05990.375.001.	635.37990.334.907.	720.75760.337.265.	663.21020.321.699.	694.81410.315.473.	706.13490.3.	706.13490.3.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	312.2325.109.102.	319.32576.143.774.	296.26334.116.843.	343.94045.130.834.	318.88215.156.336.	318.43874.132.038.	274.97496.158.775.	359.46233.164.097.	308.28906.146.801.	339.74820.148.344.	344.15211.1.	344.15211.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	389.35354.153.798.	388.25983.183.105.	367.28735.167.779.	409.50117.151.544.	385.57105.200.045.	384.22666.224.782.	346.04599.194.936.	427.76490.200.045.	375.62527.184.332.	399.38383.188.752.	410.05895.1.	410.05895.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	615.62892.251.162.	614.78730.293.228.	586.76458.270.118.	643.20082.276.149.	612.18243.308.029.	612.61324.342.063.	564.36241.305.014.	659.14083.311.907.	597.96587.294.674.	629.41487.295.967.	641.04677.2.	641.04677.2.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	544.15774.224.109.	544.15774.226.721.	526.04709.244.207.	569.94561.242.311.	543.78784.274.243.	543.02013.304.560.	504.34152.277.647.	579.80292.269.234.	532.79182.261.850.	555.53886.262.029.	567.28918.2.	567.28918.2.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	269.95608.87.11605.	269.18209.119.013.	247.54389.105.397.	292.50009.105.397.	270.30216.184.684.	487.69064.169.381.	231.50110.113.636.	308.91686.132.259.	258.71660.123.493.	381.23181.123.865.	289.99344.1.	289.99344.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	318.16689.112.175.	319.58880.143.408.	302.65258.126.251.	344.22332.137.249.	316.06959.161.663.	310.79076.187.858.	381.75723.150.666.	353.68121.161.883.	306.39174.146.487.	331.68611.155.106.	339.38439.1.	339.38439.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	305.86790.102.237.	305.44630.135.964.	281.62613.122.052.	332.42845.124.370.	304.81391.155.147.	306.71109.181.707.	260.33553.153.039.	348.65989.150.931.	293.00292.141.456.	318.89732.142.288.	332.42845.1.	332.42845.1.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	561.04229.229.614.	557.15317.287.884.	538.10187.250.777.	578.93416.256.408.	555.20936.283.436.	551.71004.318.817.	515.16369.275.371.	595.25368.283.047.	541.60119.270.406.	670.37233.271.899.	578.70378.2.	578.70378.2.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	526.87728.213.678.	526.51139.246.607.	504.55817.232.704.	550.65994.234.167.	527.60905.264.536.	529.80438.290.148.	492.48930.260.877.	563.83187.257.584.	515.90007.252.462.	538.58656.250.266.	549.19639.2.	549.19639.2.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	845.63426.371.325.	845.04579.412.518.	820.32997.389.568.	870.93856.392.510.	845.04579.426.053.	842.10343.460.773.	805.02970.418.992.	887.41578.420.357.	829.15705.411.107.	862.11148.413.107.	871.52703.04.	871.52703.04.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	319.18550.111.900.	325.36501.151.223.	303.34500.132.248.	352.55490.137.516.	324.07407.167.176.	319.97280.200.207.	284.24550.165.803.	365.78990.167.850.	311.65980.155.043.	337.72410.157.514.	347.61090.12.	347.61090.12.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	462.80554.189.642.	467.06348.220.430.	443.80857.209.621.	488.68073.202.743.	468.70125.235.824.	470.66636.261.699.	424.48406.237.789.	506.69510.227.963.	454.61719.224.306.	479.83751.222.068.	489.99086.2.	489.99086.2.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	320.89765.121.063.	320.67587.149.036.	302.77163.136.728.	340.14256.137.847.	321.79270.161.791.	322.91165.182.602.	281.73650.163.581.	360.95391.164.924.	309.67012.154.406.	332.51033.154.854.	340.81389.1.	340.81389.1.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	178.87129.99.23078.	180.89050.75.93889.	156.29424.61.43213.	202.33488.99.03539.	182.02579.92.84198.	184.92710.125.765.	141.40742.95.8514.	226.05505.89.43617.	167.021466.80.73216.	155.79718.80.10144.	201.57811.7.	201.57811.7.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	399.93250.99.82837.	393.75851.91.57844.	381.04028.78.17828.	221.80795.74.78671.	205.49170.109.535.	207.26818.131.063.	187.63512.103.894.	243.40958.98.09897.	194.02213.93.97716.	134.01961.94.68280.	224.78458.48.	224.78458.48.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	250.29315.76.41617.	249.77566.112.123.	227.86854.95.73584.	272.71717.95.90833.	248.39569.129.890.	250.46564.156.109.	210.79133.122.300.	288.58747.125.475.	237.01088.117.125.	216.95451.117.410.	271.16827.1.	271.16827.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	588.89347.248.471.	586.03278.279.121.	563.55595.261.957.	613.41387.287.270.	585.62411.298.694.	585.21544.332.849.	543.93977.287.295.	626.89978.295.059.	574.12135.281.164.	598.70155.287.703.	612.59603.2.	612.59603.2.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	385.99576.155.966.	386.80611.184.759.	362.22556.169.092.	410.30620.170.715.	386.38600.201.776.	383.29400.235.546.	348.44664.191.512.	427.55631.195.023.	375.37316.187.190.	397.88087.189.081.	411.11655.1.	411.11655.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	382.92290.159.881.	388.05618.174.788.	342.13311.161.698.	390.89927.155.558.	370.10940.191.728.	374.98610.219.191.	323.99664.189.418.	415.02569.176.638.	353.19966.181.461.	383.96934.176.328.	394.49257.1.	394.49257.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	478.62626.185.434.	476.64301.221.794.	453.83554.208.572.	501.10319.207.581.	477.30409.237.660.	476.31248.269.723.	432.01970.239.643.	521.59685.233.363.	461.76857.226.752.	499.86473.226.091.	501.43373.2.	501.43373.2.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	455.93797.177.535.	455.62335.213.357.	431.11396.196.389.	482.01808.199.531.	455.63335.226.240.	453.73801.257.977.	416.03125.227.497.	497.41501.228.125.	443.36865.216.813.	466.62115.218.384.	478.56183.2.	478.56183.2.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	365.12136.140.788.	367.18410.175.856.	339.99372.160.137.	392.45379.156.775.	367.69860.184.069.	371.05191.212.238.	321.28608.184.881.	408.95644.180.755.	353.83853.177.661.	378.97851.177.403.	392.45379.1.	392.45379.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	389.82190.148.360.	388.73302.184.566.	365.32192.166.599.	413.77744.169.322.	388.18857.200.899.	392.54412.233.294.	340.27750.197.905.	440.72742.198.177.	377.02747.187.560.	400.16634.187.288.	413.50522.1.	413.50522.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	213.85016.67.15505.	224.78287.103.530.	200.22153.86.74194.	249.03300.86.74194.	213.21859.120.319.	222.60655.138.249.	179.70193.108.505.	266.79477.110.059.	211.10314.106.950.	236.28624.108.194.	249.34421.1.	249.34421.1.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	655.04002.182.109.	656.42116.137.889.	629.35698.204.586.	683.02669.201.834.	657.33859.203.274.	658.25603.309.173.	618.34782.335.739.	694.49451.339.689.	646.32945.321.017.	667.42002.339.724.	679.81503.3.	679.81503.3.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	309.23212.116.979.	312.97529.149.866.	290.02082.136.623.	333.72259.133.312.	313.86815.165.316.	315.18245.189.374.	272.14283.160.019.	356.23562.157.149.	301.49806.155.604.	324.83995.152.735.	336.15047.1.	336.15047.1.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	757.07384.317.896.	760.81330.367.883.	731.49651.348.884.	786.49869.344.609.	761.88185.383.412.	766.69036.417.806.	718.07098.383.412.	805.69573.378.803.	746.39737.371.858.	712.56783.368.662.	785.92441.3.	785.92441.3.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	104.01296.11.13776.	105.84500.44.40352.	83.99888.29.20989.	126.42464.30.01040.	102.14407.58.63920.	105.09808.86.88080.	61.44208.55.61504.	148.77392.356.50010.	94.56002.49.43290.	115.67698.49.64048.	172.80480.4.	172.80480.4.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	213.70160.62.12611.	215.99149.84.45338.	193.85788.64.71743.	238.86786.80.79074.	217.86509.119.520.	220.57058.140.443.	173.09830.112.803.	256.80985.106.498.	202.21123.105.477.	230.40246.102.424.	246.87123.9.	246.87123.9.
Erkek	C:/Users/MP/Desktop...	290.21106.244.577.	285.36993.276.110.	264.75262.259.939.	308.81377.266.003.	284.15715.291.876.	381.73158.321.791.	345.75235.280.961.	625.79603.287.429.	573.24210.276.514.	597.80202.277.277.	608.00854.2.	608.00854.2.
Kadın	C:/Users/MP/Desktop...	368.78417.142.360.	370.60597.170.728.	348.48412.163.441.	391.16627.159.277.	372.16751.180.344.	374.50962.221.738.	334.16999.185.302.	408.08298.185.563.	357.59312.175.673.	384.99959.174.892.	393.50568.1.	393.50568.1.

X: 00000 Y: 00000

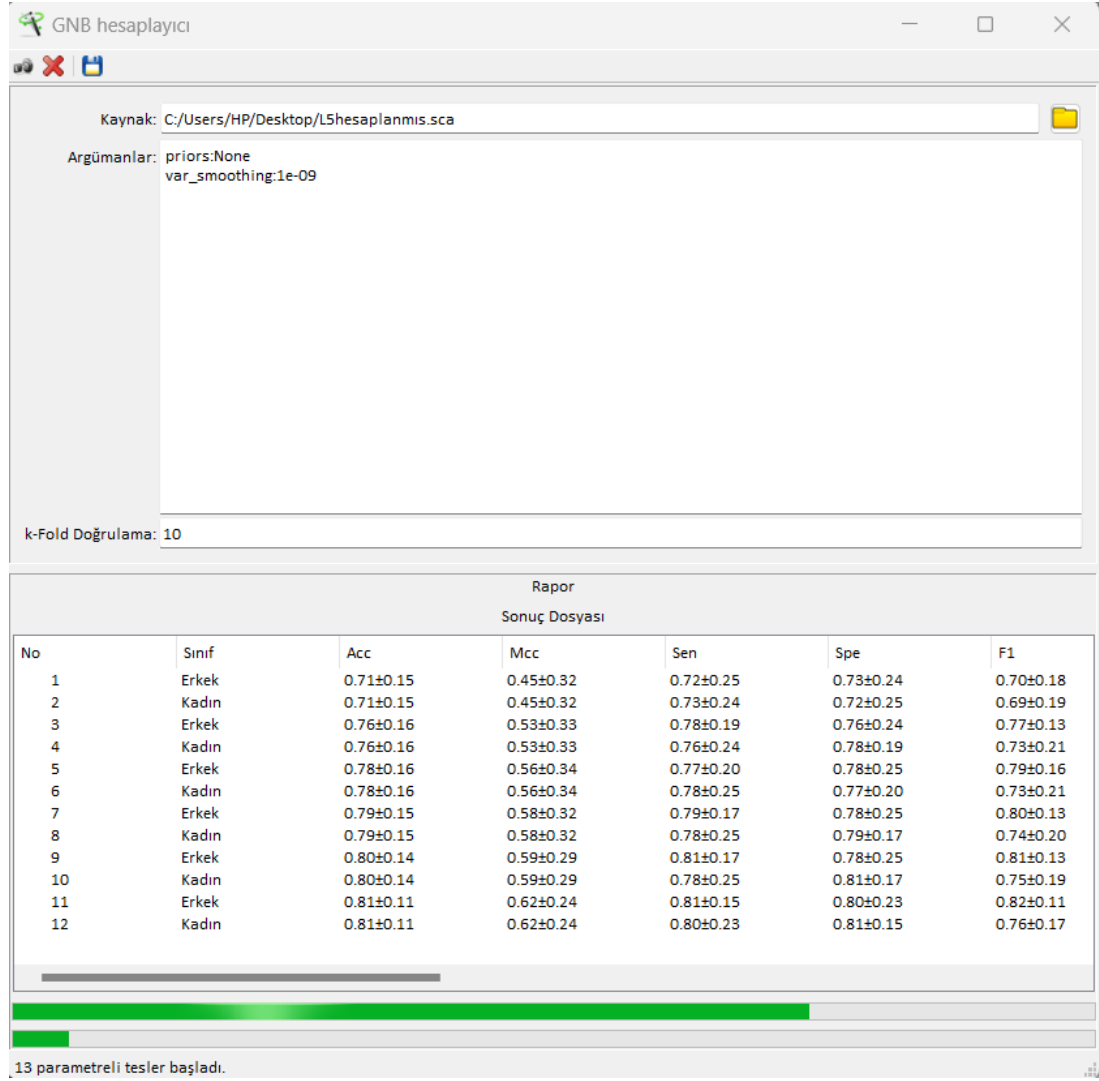
Şekil 3.6. Sekazu programı etiketleme yönetim formu koordinatlar sekmesinde L4 vertebraya ait işaretlenmiş etiketlerin koordinatları.

4) Hesaplama Yönetim Formu Aracı kullanılır. Bu araçla koordinatları oluşan parametreler hesaplanır. Kaydedilmiş olan koordinat dosyası açılır ve önceden oluşturulmuş parametrelerin sonuçları kendiliğinden elde edilmiş olur.

Table with 12 columns: Cinsiyet, Kaynak, lenCWP, lenCVD5, lenFVG, lenPWVG, lenPWVG, lenPFS, lenPTD, lenPDS, lenPS, lenPDS.

Şekil 3.7. Sekazu programında hesaplama yönetim formu kullanılarak parametrelerin metrik verilerin elde edilmesi.

5) Makine Öğrenme Algoritmaları Aracı kullanılır. Bu araçla makine öğrenme algoritmaları uygulanır. Sekazu programında bulunan makine öğrenme algoritmaları araçları şunlardır; ADA Boost Sınıflandırması (ADA), Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (GGS), Karar Ağacı (KA), Extra Ağaçlar Sınıflandırması (EAS), Gaussian Naive Bayes (GNB), Gauss Süreçler Sınıflandırması (GSS), K-En Yakın Komşu (K-EYK), Doğrusal Destek Vektör Makinesi (DDVM), Doğrusal Diskriminant Analizi (DDA), Rastgele Orman (RO), Nu Destek Vektör Makinesi (NuDVM), Karesel Diskriminant Analizi (KDA) ve Destek Vektör Makinesi (DVM) hesaplayıcıdır. Ölçüm sonuçlarının dosyaları yukarıda sayılan 13 hesaplama yöntemiyle ve cinsiyeti doğru tahmin etmeye katkı sağlayacak makine öğrenme algoritmaları hesaplamaları yapılır. Bu çalışmada, Sekazu makine öğrenme algoritmaları kullanılarak tümü uygulanmıştır.



Şekil 3.8.Sekazu programı GNB hesaplayıcı ile farklı parametre modellerinin denenmesi.

3.3. MAKİNE ÖĞRENME ALGORİTMALARI

Makine öğrenmesi yapay zekanın bir alt dalıdır ve mevcut verilerden çıkarımlar yapan, temelde doğru çıkarımlar yapmayı amaçlayan modellemelerden ve algoritmalarından oluşur (Akay, 2018).

Büyük veri analizleri yapılırken kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları öğrenme yollarına göre denetimli, denetimsiz ve takviyeli öğrenme şeklinde üçe ayrılır.

Denetimsiz (unsupervised) öğrenme gözleme dayanır ve verilerdeki önceden bilinmeyen yapı veya dağılımı modellemeyi amaçlar. Denetimsiz öğrenmede çıktı

değeri bulunmaz, girdiler arasındaki ilişki üzerine öğrenme işlemi uygulanır (Friedman vd., 2001: 21).

Denetimli (supervised) öğrenmede girdi değişkenlerine bağlı olarak çıktı değerini tahmin edilir (Friedman vd., 2001: 28). Denetimli makine öğrenmesi tahmin ve çıkarım sorunlarına odaklanır (Akay,2018).

Takviyeli öğrenmede ise yüklenen girdilerle üretilen çıktıların, elde edilmesi beklenen çıktılarla eşleştiği algoritmadır (Öztemel, 2003).

3.3.1. Karar Ağacı (KA, Decision Tree)

Sınıflama araçlarında önemli bir yeri olan karar ağaçlarında, öğrenme algoritması basittir. Hedef fonksiyonları yaklaşık olarak hesaplanır ve öğrenme karar ağacı ile gösterilir. Karar ağacında sadece karar değil kararların açıklaması da bulunur (Taşkın, 2005). KA kök, karar düğümleri, dallar, yapraklardan oluşur ve işlem tepede kök kısmından başlar. En altta ise yapraklar bulunur.

Karar ağacı yöntemi değişken seçiminde, veri analizinde, değişkenlerin önem analizinde, en iyi şekilde değişkenlerin daraltılmasını belirlerken kullanılabilir (Song & Ying, 2015). KA'nın avantajları kolay uygulanması, kolay anlaşılabilir olması, ucuz olması, eksik parametrelerde bile çalışabilir olmasıdır. Dezavantajıysa budama ve kısıtlamanın gerekli olabileceği şekilde karmaşık ağaçlar ortaya çıkarabilmesidir (Salzberg, 1994; Breiman vd., 1984; Hastie vd., 2005).

3.3.2. Rastgele Orman (RO, Random Forest)

Bu algoritma 2001 yılında Brierman tarafından ortaya konmuştur ve bir ağaca bağlı kalmadan birçok ağacın kararını birleştirir. Rastgele orman algoritmaları regresyon analizinde, sınıflandırmada kullanılabilir (Liaw & Wiener, 2002). Rastgele orman (RO) karar ağacının avantajlarının çoğuna sahiptir. Kolaydır, hızlı sonuçlanır, eksik değerlerle de çalışır, yüklenmelere karşı dirençlidir. İki grup arasındaki problem çözümlerinde avantajlıdır bu sebeple cinsiyet tahmininde tercih edilebilir.

Dezavantajıysa regresyon analizinde hedef/özellik parametreleri haricinde sonuç elde edilememesidir. Sınıflandırma kurallarının karmaşıklığından kural oluşturma, değişkenlerin etkileşim şekli ve önemi belirli olduğunda kullanımı daha elverişsizdir (Lewis, 2017).

3.3.3. Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier)

Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (EAS), regresyonda ve sınıflandırmada kullanılabilen ağaç temelli bir algoritmadır. Özellikle de birden fazla karar ağacından oluşan RO algoritmasına oldukça benzerdir. Aralarında iki ana fark vardır. Bunlardan birincisi EAS'ın düğümleri tesadüfen seçip ayırmasıdır, ikincisi de her bir ağacın tekrar örneklenmesi yerine bütün öğrenme örneğinin kullanılması ile elde edilmesidir (Mishra et al., 2017). RO algoritmasına göre daha iyi varyans sunduğundan sınıflandırmada RO'ya göre etkinliği daha etkilidir (Desir et al., 2012).

3.3.4. ADA Boost Sınıflandırması (ADA Boost Classifier)

ADA algoritması, 1996'da geliştirilmiştir. Freund ve Schapire'in geliştirdiği bu algoritma zayıf öğrenilebilir sınıflandırıcı grupları birleştirip, öğrenme algoritmasının performansını arttırmaya yönelik olan güçlü sınıflandırıcı algoritmaları oluşturan bir makine öğrenme tekniğidir (Mathanker, 2011).

Kolay kullanılabilmesi, tahminlerinin yüksek oranda doğru olması, fazla uyuma karşı dirençli olması, fayda sağlamayan değerlere duyarlı değildir, aykırı değer tespiti yapılabilir olması gibi avantajları mevcuttur. Fazlaca aykırı değer olduğunda verimliliğinin azalması, karar ağaçları ya da doğrusal regresyona göre güç yorumlanması algoritmanın dezavantajlarıdır (Lewis, 2017).

3.3.5. Destek Vektör Makine (DVM, Support Vector Machine)

Destek Vektör Makineleri (DVM), 1960'larda Alexey Chervonenkis ve Vladimir Vapnik tarafından temellendirilen 1995'te Vladimir Vapnik, Bernhard Boser ve Isabelle

Guyon'ın geliştirip ortaya koyduğu sınıflandırmadır ve regresyonda kullanılabilen denetimli bir makine öğrenme algoritmasıdır (Öztürk & Kurnaz, 2020).

Elde edilen verilerin doğrusal olarak ayıramadığı durumlarda DVM kullanılabilir. Verilerin doğrusal olmadığı egzersiz değerleri, kesişen kemik görüntüleri gibi verilerde doğru ve iyi sonuçlar verebilir (Yu et al., 2014).

Avantajları; performansının belirlidir çünkü öğrenme modeli teoriktir, çok boyutluluktan etkilenmeden sınıflandırma yapabilir. Dezavantajları ise parametreleri açıklamanın yorumlamanın zor olması, çevrimiçi parametrelerde etkin şekilde kullanılamamasıdır (Lewis, 2017; Wang et al., 2013).

3.3.6. Doğrusal Regresyon (Linear Regression)

Doğrusal regresyon açıklayıcılar ve hedef değişkenler arasındaki bağlantıyı tanımlamak, tanımlanan bu ilişkiyi hedef değişkenin değerini tahmin etmek için kullanılır. Tek bir özelliğin ya da birden fazla özelliğin bir yanıt değişkeniyle arasındaki durumun incelenmesini sağlar. Bu nedenle kullanım alanı oldukça yaygındır. Doğrusal regresyon katsayısı tahminlerinin, ters değerlere karşı hassasiyetinin olması ve özelliklerin bağımsız olduğunun farz edilmesi dezavantajlarındandır (Lewis, 2017).

3.3.7. Lojistik Regresyon (Logistic Regression)

Lojistik regresyon (LR), bir veya birden fazla değişkenin genel sonuca ait özel etkisinin ortaya konması durumunda kullanılır. LR'de sonuçlar tahmin edilebilir, her değişkenin sonuca etkisi bulunabilir ve bağımsız değişkenlerden en güçlüsünü bulmak mümkün olduğu için tıbbi çalışmalarda çok yönlü olarak seçilmektedir. Doğrusal regresyondaki gibi tanımlama çalışmalarında, tahmin çalışmalarında ve teorik hipotezleri test etmede kullanılabilir (Lewis, 2017; Stoltzfus, 2011).

3.3.8. Doğrusal Diskriminant Analizi (DDA, Linear Discriminant Analysis)

Doğrusal Diskriminant Analizi (DDA), istatistikçilerin ve antropologların yaygın olarak kullandığı, R. Fisher'in geometrik kurallar kullanılarak geliştirdiği bir tekniktir. Farklı olan grupların başarılı bir biçimde ayırımını sağlayacak parametrelerin doğrusal kombinasyonlarını bulur ve bölümlere ayırır. Ön işleme adımında boyut azaltma yöntemi olarak görülür aynı zamanda sınıflandırma için de fazlasıyla avantajlı bir yöntemdir (Lewis, 2017; Santos,2014).

DDA, birden fazla değişkeni olan bir veri kümesini basitleştiren doğrusal denklemler üretir. Sınıflandırmada, boyut azaltmada ve veri görselleştirmek için bir araç olarak kullanılan bu yöntem yaygın olarak ekonomi alanında, endüstride ürün kalitesini sınıflandırmada, yüz tanımlama ve tıp alanında bir hastalığın aşamasını belirlemede kullanılır (Hastie, 2005; Fisher, 1936; Mardia, 1979).

DDA ile yakından alakalı olan karesel diskriminant analizi(KDA) de DDA gibi her sınıftan alınan ölçümlerin normal dağıldığı farz edilir. KDA'da DDA'nın aksine sınıfların kovaryansının aynı olduğu varsayılmaz (Tharwat, 2016).

3.3.9. Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (GGS, Gradient Boosting Classification)

Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (GGS), regresyon ve sınıflandırma problemlerinde kullanılan bir makine öğrenmesidir. Bu makine öğrenmesinde amaç, kayıp bir fonksiyonu tanımlayıp bu zayıflığı azaltmaktır. Bunu da zayıf tahmin modellerini tekrarlayıp güçlü tahmin modeline dönüştürme yöntemiyle yapar (Nusrat et al., 2020; Sarıkaya, 2020).

3.3.10. Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (GNB, Gaussian Naive Bayes Classifier)

Gaussian Naive Bayes (GNB) denetimli öğrenme algoritmasının yaklaşımı eldeki verilerin en yakın sınıfa yerleştirilmesi ve aradaki mesafeyi Öklid uzaklığı üzerinden

değil sınıf varyansı üzerinden hesaplanmasıdır. Gaussian, oluşturulan bütün sınıfların normal dağılımları olduğunu ve sınıfların kendine ait bir “p” değeri olduğunu belirtmiştir. Her bir sınıfın diğer sınıflardan türetilmesini Bayes Teoremi sağlamaktadır (Raizada & Lee, 2013).

GNB sınıflandırmasının avantajları kolay oluşturulabilir, anlaşılabilir ve hızlı sonuçlanabilir olmasıdır. Daha az veriyle doğru bir şekilde tahmin modellemek mümkündür. Tahminler olasılıkla ilgili olduğunda kullanılabilirler. İlgisi olmayan özelliklere karşı duyarsızdır.

Dezavantajları ise, olasılıkları doğru tahmin edebilmek için yeterli gözlem yoksa zorlanabilir. Ayrıca veri sınıfları önemli bir oranda dengesizse, sınıflandırma performansı düşebilir (Lewis, 2017).

3.3.11. K-En Yakın Komşu Algoritması (KEYK, K-Nearest Neighbors)

K-En Yakın Komşular Regresyonu (K-EYKR) 1950’de Fix ve Hodges’in çalışmalarıyla geliştirilmiş olan denetimli makine öğrenme algoritma modelinin en basit, temel ve parametrik olmayan sınıflandırma yöntemidir (Muazu Musa et al., 2019).

K-EYKR’de, mesafelerle ilgili en yakın komşu sayısı ‘k’, aradaki mesafe ise ‘d’ şeklinde isimlendirilmektedir. Uzaklığı doğru hesaplamak modelin başarımını direkt olarak etkiler ve hesaplamada Manhattan ve Öklid gibi metodlar kullanılabilir (Bui et al., 2019).

Parametrik olmayan bir sınıflandırma yöntemi olduğundan örnek verilerin üretildiği bir olasılık dağıtımını üzerine herhangi bir varsayımda bulunmaz. Avantajları, pratikte iyi çalışması, kolay anlaşılıp anlatılması, örnek tabanlı çalışan bir algoritma olmasıdır. Dezavantajları ise veri kümeleri çok fazla olduğunda performansında yavaşlama olması ve gerekli olmayan özelliklere karşı da duyarlı olmasıdır (Lewis, 2017).

3.3.12. Performans Ölçütleri

Makine öğrenme algoritmalarının performans değerlendirmesi ve literatürle karşılaştırılmasını yapmak için seçilen değerler; Accuracy (Doğruluk, Acc), sensitivity (Duyarlılık, Sen), specificity (Belirleyicilik, Spe), F1 skoru ve Matthews correlation coefficient (Matthew Korelasyon Katsayısı, Mcc) katsayısıdır. Acc modellemenin sonucunu, specificity modellemenin orijinalliğini, sensitivity modellemenin duyarlılığını ifade eder. F skoru ise kesinlik ve hatırlamanın ortalamasıdır ve testin doğruluğunun bir göstergesidir (Turan, 2021).

Matthews correlation coefficient (MCC) katsayısı, ikili sınıflandırmalarda kalitenin bir ölçütü şeklinde makine öğrenme algoritmasında kullanılır ve doğru pozitif (TP), yanlış pozitif (FP), doğru negatif (TN), yanlış negatif (FN) değerlerini hesaba katar. Dengesiz modeller içinde bile çok tutarlı bir ölçüttür.

MCC katsayısının alabileceği değerler -1 ile 1 arasındadır ve kümeler arasındaki benzerliği ifade eder. Tahminle gerçek arasındaki benzerlik arttıkça MCC 1'e, benzerlik azaldıkça MCC -1'e yaklaşır. Rastgele sonuçlar elde edildiğindeyse MCC 0'a yaklaşır (Turan, 2021; Boughorgel et al, 2017; Matthews, 1975; Chicco et al., 2021).

Performans ölçütlerinin formülleri:

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP}{TP + FN + FP + TN}$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Belirleyicilik} = \frac{TN}{TN + FP}$$

MatthewsKorelasyonKatsayısı

$$= \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP) \times (TP + FN) \times (TN + FP) \times (TN + FN)}}$$

$$F1Değeri = 2 \frac{Belirleyicilik \times Duyarluluk}{Belirleyicilik + Duyarluluk}$$

3.3.12.1. İstatistiksel Analiz

Verilerin analizi, Minitab 17 paket programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sürekli değişkenlerin normal dağılıma uygunluğu, Anderson-Darling testiyle değerlendirilmiştir. Anderson-Darling testinde, örneklem verilerinin belirli bir gösterip göstermediğini sınamak için, yani sınaması için, kullanılmaktadır.

Tanımlayıcı analizde, sürekli değişkenlerden normal dağılımın sağlandığı durumlar için ortalama \pm standart sapma, normal dağılımın sağlanmadığı durumlar için ise ortanca, en küçük (minimum) ve en büyük (maksimum) değerler kullanılmıştır. Sürekli değişkenlerin iki cinsiyet grubu arasındaki karşılaştırmalarında normal dağılım gösteren parametreler için Two sample t testi normal dağılım göstermeyen parametreler için ise Mann-Whitney U testi kullanılmıştır. İstatistiksel olarak anlamlı kabul edilmesi için p eşik değeri 0,05 olarak belirlenmiştir.

BÖLÜM 4

BULGULAR

Bu çalışma, 25-50 yaş arasında 50 erkek ve 50 kadından oluşan bir grup üzerinde gerçekleştirilmiştir. Erkeklerin yaş ortalaması 41,66 ve kadınların ise yaş ortalaması 42,14 olarak hesaplanmıştır. Yaş verileri Anderson Darling testine tabi tutulmuştur ve bu test sonucunda yaş verilerinin normal dağılım göstermediği gözlemlenmiştir ($p<0.05$). Ardından cinsiyete göre yaş dağılımının değerlendirilmesi amacıyla Mann Whitney U testi uygulanmış ve bu test sonucunda anlamlı bir fark olmadığı tespit edilmiştir ($p=0,258$).

L4 vertebra'ya ait parametreler incelendiğinde lenFVG, lenPAVDG, lenPAVSG, lenPTS, lenPTD, lenPTDS, lenVAP, angPTPA, angPASPS, lenCVIAP, lenCVAY ve lenCVPY parametrelerinin normal dağılım şartlarını karşıladığı görülmüş olup bu parametrelerin cinsiyetler arası kıyaslamasında Two Sample T testi kullanılmıştır. Yapılan Two Sample T testi sonuçlarına yalnızca lenPTS parametresinde cinsiyetler arasında anlamlı fark görülmüş olup kadınlarda daha büyük olarak gözlemlenmiştir ($p= 0,022$). Diğer parametrelerin hiç birinde cinsiyetler arasında anlamlı fark gözlemlenmemiştir ($p>0,05$).

Çizelge 4.1. L4 vertebra'ya ait normal dağılım gösteren parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılmasında Two Sample T testi sonuçları.

Parametreler	Genel (Ort ± Std)	Erkek (Ort ± Std)	Kadın (Ort ± Std)	P (Two Sample T testi)
lenFVG	25,43 ± 2,92	25,94 ± 3,20	24,92 ± 2,50	0,089
lenPAVDG	11,67 ± 1,84	11,70 ± 1,70	11,64 ± 2,01	0,873
lenPAVSG	11,80 ± 2,02	11,97 ± 1,88	11,74 ± 2,18	0,580
lenPTS	31,65 ± 4,92	30,49 ± 4,18	32,82 ± 5,45	0,022
lenPTD	31,30 ± 4,60	30,38 ± 3,90	32,22 ± 5,15	0,053
lenPTDS	84,82 ± 8,47	83,84 ± 8,02	85,80 ± 8,93	0,266
lenVAP	56,84 ± 5,62	57,41 ± 5,54	56,27 ± 5,71	0,328
angPTPA	105,43 ± 30,04	103,29 ± 30,75	107,57 ± 29,40	0,494
angPASPS	69,89 ± 12,06	71,99 ± 12,33	67,80 ± 11,47	0,093
lenCVIAP	34,52 ± 3,84	34,84 ± 4,01	34,20 ± 3,65	0,422
lenCVAY	27,35 ± 2,39	27,31 ± 2,76	27,40 ± 1,93	0,853
lenCVPY	26,90 ± 2,29	26,51 ± 2,40	27,30 ± 2,11	0,099

(lenFVG = Foramen vertebra genişliği, lenPAVDG = Pediculus arcus vertebra dexter genişliği, lenPAVSG = Pediculus arcus vertebra sinister genişliği, lenPTS = Processus transversus sinister uzunluğu, lenPTD = Processus transversus dexter uzunluğu, lenPTDS = Processus transversus'lar arası uzaklık, lenVAP = Vertebra anterior posterior uzunluğu, , angPTPA = Processus transversus dextra- Processus spinosus- Processus transversus sinistra arasındaki açı, angPASPS = Processus articularis superior dexter- Processus spinosus- Processus articularis superior sinister arasındaki açı, lenCVIAP = Corpus vertebra inferior uzunluğu, lenCVAY = Corpus vertebra anterior yüksekliği, lenCVPY = Corpus vertebra posterior yüksekliği)

L4 vertebra'ya ait parametreler incelendiğinde lenCVAP, lenCVDS, lenPS, lenPASDS, lenCVSAP, lenPSs ve lenFVAP parametrelerinin normal dağılım şartlarını karşılamadığı görülmüş olup bu parametrelerin cinsiyetler arası kıyaslamasında Mann Whitney U testi kullanılmıştır. Yapılan Mann Whitney U testi sonuçlarına göre bu parametrelerin hiç birinde cinsiyetler arasında anlamlı fark gözlemlenmemiştir ($p > 0,05$).

Çizelge 4.2. L4 vertebra'ya ait normal dağılım göstermeyen parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılmasında Mann Whitney U testi sonuçları.

Parametreler	Genel	Erkek	Kadın	P (Mann Whitney U testi)
	Ortanca (Min-max)	Ortanca (Min-max)	Ortanca (Min-max)	
lenCVAP	33,82 (27,97 - 49,88)	34,00 (27,97 - 49,83)	33,42 (28,35 - 41,98)	0,231
lenCVDS	47,56 (34,87 - 61,06)	47,31 (37,39 - 56,76)	47,62 (34,87 - 61,06)	0,515
lenPS	33,65 (17,36 - 46,13)	33,03 (17,36 - 46,13)	33,96 (17,85 - 43,28)	0,449
lenPASDS	37,51 (27,28 - 59,37)	38,68 (29,34 - 59,37)	36,74 (27,28 - 55,49)	0,117
lenCVSAP	34,48 (26,69 - 54,50)	34,49 (26,69 - 54,50)	34,21 (28,38 - 41,44)	0,671
lenPSs	33,65 (17,36 - 46,13)	33,02 (17,36 - 46,13)	33,96 (17,85 - 43,28)	0,449
lenFVAP	16,18 (12,06 - 36,45)	16,33 (12,17 - 36,45)	16,04 (12,06 - 22,49)	0,890

(lenCVAP = Corpus vertebra anterior posterior uzunluğu- transvers,lenCVDS = Corpus vertebra genişliği, lenPS = Processus spinosus uzunluğu-transvers,lenPASDS = Processus articularis superior'lar arası uzaklık,lenCVSAP = Corpus vertebra superior uzunluğu,lenPSs = Processus spinosus sagittal uzunluğu, lenFVAP = Foramen vertebra anterior posterior uzunluğu)

L4 vertebra'ya ait 19 parametrenin kullanıldığı çalışmada sekazu programında 13 farklı makine öğrenme modelinin denendiği bu çalışmada çalışmada, farklı sınıflandırma algoritmalarının performanslarını değerlendirmek için bir dizi özellik kullanılarak gerçekleştirilen bir analiz sunulmaktadır. Analiz sonuçlarına göre, en yüksek doğruluk oranı (0,86) GSS ve RO modelleri tarafından elde edilmiştir. Bunlar arasında, GSS modeli en az parametre (5) kullanarak en yüksek doğruluk oranını sağlamıştır. Bu model, lenCVDS, lenFVG, lenPS, lenCVSAP, lenCVAY, lenCVPY ve lenFVAP gibi belirli özellikleri içermektedir. Öte yandan, en düşük doğruluk oranına (0,65) sahip olan DDVM modeli ise başarısızlık açısından dikkate değerdir.

Çizelge 4.3. L4 vertebraya ait Makine öğrenme algoritmalarında elde edilen en yüksek doğruluk oranına sahip modeller.

Algoritma	Parametre sayısı	Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	Model
ADA	7	Erkek	0,83	-	0,82	0,73	0,81	lenCVDS,lenFVG,lenPTS,lenPASD,
		Kadın	0,83	-	0,73	0,82	0,73	lenVAP,angPASPS,lenCVPY
KA	8	Erkek	0,83	0,68	0,89	0,79	0,85	lenCVAP,lenCVDS,lenFVG,lenPTS,
		Kadın	0,83	0,68	0,79	0,89	0,79	lenPTDS,lenPASDS,lenVAP,lenPSs
GGS	5	Erkek	0,84	0,71	0,86	0,87	0,83	lenPAVSG,lenPTS,lenVAP,
		Kadın	0,84	0,71	0,87	0,86	0,82	lenCVIP,lenCVPY
GNB	7	Erkek	0,84	0,72	0,83	0,89	0,83	lenCVDS,lenFVG,lenPS,lenCVSAP,
		Kadın	0,84	0,72	0,89	0,83	0,84	lenCVAY,lenCVPY,lenFVAP
KEYK	10	Erkek	0,84	0,67	0,86	0,82	0,84	lenCVAP,lenCVDS,lenPAVDG,
		Kadın	0,84	0,67	0,82	0,86	0,80	lenPAVSG,lenPTD,lenPTDS,lenPS, lenVAP,lenCVSAP,lenCVPY
DDA	8	Erkek	0,83	0,69	0,90	0,79	0,84	lenPAVSG,lenPTS,lenPASDS, angPTPA,angPASPS,lenCVIAP,
		Kadın	0,83	0,69	0,79	0,90	0,80	lenCVAY,lenFVAP
NuDVM	9	Erkek	0,84	0,71	0,83	0,89	0,84	lenCVAP,lenCVDS,lenFVG, lenPAVDG,lenPTS,lenCVSAP,
		Kadın	0,84	0,71	0,89	0,83	0,83	lenCVAY,lenCVPY,lenFVAP
KDA	9	Erkek	0,85	0,72	0,87	0,86	0,86	lenCVDS,lenFVG,lenPAVDG, lenPTDS,lenPASDS,angPASPS,
		Kadın	0,85	0,72	0,86	0,87	0,83	lenCVAY,lenCVPY,lenFVAP
DVM	5	Erkek	0,80	0,64	0,75	0,86	0,77	lenFVG,lenPASDS,lenCVSAP,
		Kadın	0,80	0,64	0,86	0,75	0,79	lenCVAY,lenFVAP
EAS	5	Erkek	0,85	-	0,86	0,73	0,86	lenCVDS,lenFVG,lenPAVSG,
		Kadın	0,85	-	0,73	0,86	0,70	lenVAP,lenCVPY
GSS	5	Erkek	0,86	0,74	0,89	0,84	0,87	lenCVAP,lenCVDS,lenCVSAP,
		Kadın	0,86	0,74	0,84	0,89	0,85	lenCVIAP,lenCVAY
DDVM	5	Erkek	0,65	-	0,72	0,49	0,63	lenPAVSG,angPASPS,lenCVSAP,
		Kadın	0,65	-	0,49	0,72	0,38	lenCVPY,lenFVAP
RO	8	Erkek	0,86	0,74	0,89	0,85	0,86	lenCVDS,lenFVG,lenPAVDG,
		Kadın	0,86	0,74	0,85	0,89	0,86	lenPTDS,lenPASDS,angPASPS, lenCVAY,lenCVPY

(Acc: Doğruluk, Mcc: Matthew Korelasyon Katsayısı, Sen: Duyarlılık, Spe: Belirleyicilik, F1: F1 skoru, ADA : ADA Güçlendirmiş Sınıflandırması, KA : Karar Ağaçları, EAS : Ekstra Ağaç Sınıflandırması, GGS : Gradian Güçlendirme Sınıflandırması, GNB : Gaussian Naive bayes, GSS : Gauss Süreçleri Sınıflandırması, KEYK : K En Yakın Komşu Algoritması, DDA : Doğrusal Diskriminant analizi, DDVM : Doğrusal Destek Vektör Makinası, RO : Rastgele Orman, NuDVM : Nu Destek Vektör Makinası, KDA : Karesel Diskriminant Analizi, DVM : Destek Vektör Makinası, lenCVDS = Corpus vertebra genişliği, lenFVG = Foramen vertebra genişliği, lenPASDS = Processus articularis superior'lar arası uzaklık, lenVAP = Vertebra

anterior posterior uzunluğu, angPASPS = Processus articularis superior dexter- Processus spinosus- Processus articularis superior sinister arasındaki açı, lenCVIAP = : Corpus vertebra inferior uzunluğu, lenCVPY = Corpus vertebra posterior yüksekliği, lenCVAP = Corpus vertebra anterior posterior uzunluğu- transvers, lenPAVDG = Pediculus arcus vertebra dexter genişliği, lenPAVSG = Pediculus arcus vertebra sinister genişliği, lenPTS = Processus transversus sinister uzunluğu, lenPTD = Processus transversus dexter uzunluğu, lenPTDS = Processus transversus'lar arası uzaklık, lenPS = Processus spinosus uzunluğu- transvers, angPTPA = Processus transversus dextra- Processus spinosus- Processus transversus sinistra arasındaki açı, lenCVSAP = Corpus vertebra superior uzunluğu, lenCVAY = Corpus vertebra anterior yüksekliği, lenPSs = Processus spinosus sagittal uzunluğu, lenFVAP = Foramen vertebra anterior posterior uzunluğu)

Şekil 4.1. L4 vertebrada cinsiyet tahmini için algoritmalarda kullanılan parametrelerin tercih sayıları.

Algoritma	ADA	KA	GGs	GNB	KEYK	DDA	NuDVM	KDA	DVM	EAS	GSS	DDVM	RO	Tercih
lenCVAP		*			*		*				*			4
lenCVDS	*	*		*	*		*	*		*	*		*	9
lenFVAP				*		*	*	*	*			*		6
lenFVG	*	*		*			*	*	*	*			*	8
lenPAVDG					*		*	*					*	4
lenPAVSG			*		*	*				*		*		5
lenPS				*	*									2
lenPTS	*	*	*			*	*							5
lenPTD					*									1
lenPTDS		*			*			*					*	4
lenPASDS	*	*				*		*	*				*	6
lenVAP	*	*	*		*					*				5
angPTPA						*								1
angPASPS	*					*		*				*	*	5
lenCVSAP				*	*		*		*		*	*		6
lenCVIAP			*			*					*			3
lenCVAY				*		*	*	*	*		*		*	7
lenCVPY	*		*	*	*		*	*		*		*	*	9
lenPSs		*												1

L5 vertebra'ya ait normal dağılım gösteren parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılması için Two Sample T testi kullanıldı. Sonuçlar, erkekler ve kadınlar arasında L5 vertebra'ya ait parametrik dağılım gösteren lenCVDS, lenFVG,

lenPASDS, lenVAP, lenCVIAP ve lenCVPY parametrelerinde istatistiksel olarak anlamlı farklar olduğunu göstermektedir ($p < 0,05$). Bu parametrelerin tümünde erkeklerde daha büyük ortalama değeri elde edildi, angPASPS parametresinde ise cinsiyetler arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark tespit edilmedi ($p = 0,548$).

Çizelge 4.4. L5 vertebra'ya ait parametrik parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılması Two Sample T testi sonuçları.

Parametreler	Genel (Ort \pm Std)	Erkek (Ort \pm Std)	Kadın (Ort \pm Std)	P (Two Sample T testi)
lenCVDS	50,51 \pm 4,73	52,83 4,32	\pm 48,20 \pm 5,15	0,001
lenFVG	29,24 \pm 3,67	30,17 \pm 3,54	28,31 \pm 3,81	0,016
lenPASDS	43,52 \pm 7,04	45,55 6,76	\pm 41,49 \pm 7,32	0,006
lenVAP	56,30 \pm 4,43	58,55 4,93	\pm 54,06 \pm 3,93	0,001
angPASPS	74,94 \pm 12,33	75,71 11,79	\pm 74,18 \pm 12,87	0,548
lenCVIAP	33,31 \pm 3,85	34,82 4,67	\pm 31,80 \pm 3,04	0,001
lenCVPY	24,44 \pm 2,38	25,59 2,56	\pm 23,20 \pm 2,20	0,001

(lenCVDS = Corpus vertebra genişliği, lenFVG = Foramen vertebra genişliği, lenPASDS = Processus articularis superior'lar arası uzaklık, lenVAP = Vertebra anterior posterior uzunluğu, angPASPS = Processus articularis superior dexter-Processus spinosus- Processus articularis superior sinister arasındaki açı, lenCVIAP = : Corpus vertebra inferior uzunluğu, lenCVPY = Corpus vertebra posterior yüksekliği)

L5 vertebra için normal dağılım göstermeyen parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılması için uygulanan Mann-Whitney U testi sonuçlarına göre, lenCVAP, lenPAVDG, lenPAVSG, lenPTS, lenPTD, lenPTDS, lenPS, lenCVSAP, lenCVAY ve lenPSs parametrelerinde cinsiyetler arasında istatistiksel olarak anlamlı farklar tespit edildi ($p < 0,05$). Bu parametrelerin tümünde erkeklerde daha büyük median değeri elde edildi. angPTPA ve lenFVAP parametresinde ise cinsiyetler arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark tespit edilmedi ($p > 0,05$).

Çizelge 4.5. L5 vertebra'ya ait nonparametrik parametrelerin cinsiyetler arası karşılaştırılması Mann Whitney U testi sonuçları.

Parametreler	Genel	Erkek	Kadın	P (Mann-Whitney U testi)
	Ortanca (Min-max)	Ortanca (Min-max)	Ortanca (Min-max)	
lenCVAP	35,07 (29,08 - 45,08)	35,76 (30,18 - 45,08)	33,38 (29,08 - 41,82)	0,001
lenPAVDG	15,54 (8,25 - 51,04)	16,39 (8,25 - 51,04)	14,91 (9,11 - 41,43)	0,010
lenPAVSG	15,80 (10,20 - 48,07)	16,86 (17,11 - 48,07)	15,21 (10,20 - 41,50)	0,001
lenPTS	32,44 (22,70 - 58,06)	33,95 (24,20 - 57,60)	30,12 (22,70 - 58,06)	0,001
lenPTD	32,36 (21,98 - 60,31)	33,69 (21,98 - 60,31)	30,71 (25,04 - 56,14)	0,001
lenPTDS	91,24 (69,17 - 109,37)	95,36 (69,17 - 109,37)	87,10 (76,99 - 104,04)	0,001
lenPS	29,66 (16,83 - 41,99)	30,69 (19,55 - 41,69)	28,30 (16,83 - 41,99)	0,008
angPTPA	130,75 (113,40 - 179,11)	120,96 (113,40 - 179,11)	144,66 (117,34 - 179,10)	0,103
lenCVSAP	33,54 (27,70 - 58,46)	34,89 (29,17 - 58,46)	32,44 (27,70 - 39,00)	0,001
lenCVAY	28,47 (21,96 - 37,03)	29,03 (21,96 - 37,03)	27,73 (22,67 - 32,16)	0,001
lenPSs	29,65 (16,83 - 41,99)	30,69 (19,55 - 41,69)	28,30 (16,83 - 41,99)	0,008
lenFVAP	17,51 (12,03 - 36,04)	17,56 (13,28 - 24,58)	16,89 (12,03 - 36,04)	0,292

(lenCVAP = Corpus vertebra anterior posterior uzunluğu- transvers, lenPAVDG = Pediculus arcus vertebra dexter genişliği, lenPAVSG = Pediculus arcus vertebra sinister genişliği, lenPTS = Processus transversus sinister uzunluğu, lenPTD = Processus transversus dexter uzunluğu, lenPTDS = Processus transversus'lar arası uzaklık, lenPS = Processus spinosus uzunluğu- transvers, angPTPA = Processus transversus dextra- Processus spinosus- Processus transversus sinistra arasındaki açı, lenCVSAP = Corpus vertebra superior uzunluğu, lenCVAY = Corpus vertebra anterior yüksekliği, lenPSs = Processus spinosus sagittal uzunluğu, lenFVAP = Foramen vertebra anterior posterior uzunluğu)

Bu çalışmanın sonuçlarına göre, L5 vertebraya ait makine öğrenme algoritmalarında elde edilen en yüksek doğruluk oranına sahip modeller incelenmiştir. Erkeklerde en yüksek doğruluk oranına sahip model (0,88) KEYK algoritmasıdır. Bu model, lenCVAP, lenCVDS, lenPAVDG, lenPAVSG, lenPTS, lenPTD, lenPTDS, lenVAP ve lenCVPY gibi toplamda 9 parametreyi içermektedir. Kadınlarda da en yüksek doğruluk oranına sahip model yine KEYK algoritmasıdır ve bu modelde aynı parametreler kullanılmıştır. Öte yandan, en düşük doğruluk oranına (0,74) sahip olan DDVM modeli ise başarısızlık açısından dikkate değerdir.

Çizelge 4.6. L5 vertebraya ait Makine öğrenme algoritmalarında elde edilen en yüksek doğruluk oranına sahip modeller.

Algoritma	Parametre sayısı	Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	Model
ADA	7	Erkek	0,86	0,70	0,86	0,86	0,86	lenCVDS, lenCVPY, angPASPS, lenFVAP, lenCVAY, lenCVIAP, lenPTDS
		Kadın	0,86	0,70	0,86	0,86	0,86	
KA	5	Erkek	0,84	0,71	0,90	0,82	0,86	lenPTD, lenPTDS, lenPASDS, angPTPA, lenCVSAP
		Kadın	0,84	0,71	0,82	0,90	0,81	
GGS	5	Erkek	0,87	0,75	0,87	0,88	0,88	lenFVG, lenPAVSG, lenCVDS, lenPTS, lenCVAY
		Kadın	0,87	0,75	0,88	0,87	0,89	
GNB	7	Erkek	0,83	-	0,79	0,82	0,78	lenCVAP, lenCVDS, lenFVG, angPTPA, lenCVAY, lenCVPY, lenFVAP
		Kadın	0,83	-	0,82	0,79	0,82	
KEYK	9	Erkek	0,88	0,78	0,89	0,86	0,86	lenCVAP, lenCVDS, lenPAVDG, lenPAVSG, lenPTS, lenPTD, lenPTDS, lenVAP, lenCVPY
		Kadın	0,88	0,78	0,86	0,89	0,88	
DDA	5	Erkek	0,83	0,67	0,85	0,84	0,82	lenFVG, lenPTS, lenCVSAP, lenCVAY, lenCVPY
		Kadın	0,83	0,67	0,84	0,85	0,79	
NuDVM	7	Erkek	0,86	0,74	0,86	0,84	0,86	lenCVDS, lenPAVDG, lenPAVSG, lenCVSAP, lenCVIAP, lenCVAY, lenCVPY
		Kadın	0,86	0,74	0,84	0,86	0,84	
KDA	5	Erkek	0,85	0,73	0,87	0,86	0,86	lenCVDS, lenPTDS, lenPS, lenCVAY, lenCVPY
		Kadın	0,85	0,73	0,86	0,87	0,84	
DVM	4	Erkek	0,83	0,69	0,87	0,81	0,83	lenPS, lenCVSAP, lenCVAY, lenCVPY
		Kadın	0,83	0,69	0,81	0,87	0,80	
EAS	5	Erkek	0,86	0,72	0,84	0,88	0,86	lenCVDS, lenFVG, lenPTDS, lenPS, lenCVAY
		Kadın	0,86	0,72	0,88	0,84	0,85	
GSS	5	Erkek	0,87	0,75	0,88	0,86	0,87	lenPTD, lenPTDS, lenCVSAP, lenCVAY, lenCVPY
		Kadın	0,87	0,75	0,86	0,88	0,86	
DDVM	6	Erkek	0,74	0,55	0,80	0,65	0,75	lenCVAP, lenCVDS, lenFVG, angPTPA, lenPS, lenCVPY, lenFVAP
		Kadın	0,74	0,55	0,65	0,80	0,75	
RO	7	Erkek	0,87	0,75	0,88	0,86	0,87	lenCVDS, lenFVG, lenPTDS, lenPS, lenCVAY, lenCVSAP, angPTPA
		Kadın	0,87	0,75	0,86	0,88	0,86	

(ADA : ADA Güçlendirmiş Sınıflandırması, KA : Karar Ağaçları, EAS : Ekstra Ağaç Sınıflandırması, GGS : Gradian Güçlendirme Sınıflandırması, GNB : Gaussian Naive bayes, GSS : Gauss Süreçleri Sınıflandırması, KEYK : K En Yakın Komşu Algoritması, DDA : Doğrusal Diskriminant analizi, DDVM : Doğrusal Destek Vektör Makinası, RO : Rastgele Orman, NuDVM : Nu Destek Vektör Makinası, KDA : Karesel Diskriminant Analizi, DVM : Destek Vektör Makinası, lenCVDS = Corpus vertebra genişliği, lenFVG = Foramen vertebra genişliği, lenPASDS = Processus articularis superior'lar arası uzaklık, lenVAP = Vertebra anterior posterior uzunluğu, angPASPS = Processus articularis superior dexter- Processus spinosus- Processus articularis superior sinister arasındaki açı, lenCVIAP = : Corpus vertebra inferior uzunluğu, lenCVPY = Corpus vertebra posterior yüksekliği, lenCVAP = Corpus vertebra anterior posterior uzunluğu-transvers, lenPAVDG = Pediculus arcus vertebra dexter genişliği, lenPAVSG = Pediculus arcus vertebra sinister genişliği, lenPTS = Processus transversus sinister uzunluğu, lenPTD = Processus transversus dexter uzunluğu, lenPTDS = Processus transversus'lar arası uzaklık, lenPS = Processus spinosus uzunluğu- transvers, angPTPA = Processus transversus dextra- Processus spinosus- Processus transversus sinistra arasındaki açı, lenCVSAP = Corpus vertebra superior uzunluğu, lenCVAY = Corpus vertebra anterior yüksekliği, lenPSs = Processus spinosus sagittal uzunluğu, lenFVAP = Foramen vertebra anterior posterior uzunluğu, Acc: Doğruluk, Mcc: Matthew Korelasyon Katsayısı, Sen: Duyarlılık, Spe: Belirleyicilik, F1: F1 skoru).

Şekil 4.2. L5 vertebrada cinsiyet tahmini için algoritmalarda kullanılan parametrelerin tercih sayıları.

Algoritma	ADA	KA	GGS	GNB	KEYK	DDA	NuDVM	KDA	DVM	EAS	GSS	DDVM	RO	Tercih
lenCVAP				*	*							*		3
lenCVDS	*		*	*	*		*	*		*		*	*	9
lenFVAP	*			*								*		3
lenFVG			*	*		*				*		*	*	6
lenPAVDG					*		*							2
lenPAVSG			*		*		*							3
lenPS								*	*	*		*	*	5
lenPTS	*		*		*	*								4
lenPTD		*			*						*			3
lenPTDS		*			*			*		*	*		*	6
lenPASDS	*	*												2
lenVAP					*									1
angPTPA		*		*								*	*	4
angPASPS	*													1
lenCVSAP		*				*	*		*		*		*	6
lenCVIAP	*						*							2
lenCVAY	*		*	*		*	*	*	*	*	*		*	10
lenCVPY				*	*	*	*	*	*		*	*		8
lenPSs														0

BÖLÜM 5

TARTIŞMA

Antropoloji insanları biyolojik(fiziksel) gelişimini ve özelliklerini, sosyal ve kültürel olarak toplumsal özelliklerini inceleyen bilim dalıdır. Biyolojik antropolojinin özelleşmiş bir bölümü olan adli antropolojide ise iskelet gibi insan kalıntılarında özel yöntemlerle kimlik tespiti yapılır. Adli ve hukuki olaylarda hayati öneme sahip olan kimliğin belirlenmesi için cinsiyetin tayin edilmesi biyolojik profil oluşturmanın ilk aşamasını oluşturur (Kolankaya,2013; Çeker, 2017; Yıldırım & Hancı, 2001; Gonzalez et al., 2009).

Cinsiyet tayininde kullanılacak metrik yöntemlerden biri olan osteometrik yöntemler kısa sürede uygulanabilmesi, ekipman bakımından zorlayıcı olmaması ve uzmanlık gerektirmemesi açısından moleküler tekniklerden daha avantajlıdır ve sıklıkla tercih edilir (Atamtürk, 2016).

BT ile biyolojik görüntü oluştururken geleneksel yöntemlerden daha fazla doğruluk ve tekrarlanabilirlik sağlanır. Daha hassas ölçüm yapılmasına olanak sağlamanın yanı sıra yumuşak doku kayıpları ve vücut bozulmalarında iskelet yapılarının BT görüntülerinde kısa zamanda ölçümler yapılır ve incelenen yapıya herhangi bir zarar verilmez (Decker et al., 2011; Ali et al., 2018; Ramsthaler vd., 2010).

Cinsiyet tespitinde insan iskeletinin deforme olmamış kısımları tercih edilir. Kemiklerin zarar gördüğü ya da araştırılmasının elverişsiz olduğu durumlarda diğer iskelet yapıları üzerinde çalışılır. Vertebralar sayıca fazla olduklarından ve ağır olmamalarından dolayı inceleme aşamasında araştırmacıya kolaylık sağlar (Torimitsu et al., 2016; MacLaughlin, 1992).

Makine öğrenmesi yapay zekanın bir alt dalıdır ve mevcut verilerden çıkarımlar yapan, temelde doğru çıkarımlar yapmayı amaçlayan modellemelerden ve algoritmalarından oluşur. Veri kümesinin fazla olduğu durumlarda manuel işlemler zor ve karmaşık olduğundan makine öğrenmesi sıklıkla tercih edilir (Akay, 2018; Lewis, 2017). Literatürde cinsiyet tayini sağlamak amacıyla makine öğrenmesi kullanılan çalışmalar bulunmaktadır (d'Oliveira Coelho ve Curate, 2019; Toneva et al., 2020; Curate et al., 2017).

Literatür incelendiğinde;

Turan ve ark. 2019 yılında yapmış oldukları çalışmada 2017-2018 yılları arasında Karabük Eğitim ve Araştırma Hastanesi'ne başvurmuş 24-60 yaş arası toplamda 354 kişinin (176 erkek ve 178 kadın) ayak direk grafileri üzerinden ölçüm yapılmıştır. Birinci ve beşinci ayak parmaklarının falanksları, birinci ve beşinci metatarsal kemiklerin taban merkezinden kaput merkezine olan uzunluğu ölçülmüştür. Yapay sinir ağları kullanılmasıyla cinsiyeti tahmin etmek üzerine olan bu çalışmada %95 oranında başarı elde etmişlerdir (Turan vd., 2019).

Curate ve ark. (Curate et al., 2017) femurdan cinsiyet tayini çalışması yapmışlar. Portekiz popülasyonunun Coimbra Tanımlanmış İskelet Koleksiyonundan 200 kuru kemikten 15 parametre ölçmüşlerdir. Yapılan bu çalışmanın doğruluk oranlarını DDA kullanıldığında %85-92,5; LR kullanıldığında ise %84-91 bulmuşlardır. Yapmış olduğumuz bu çalışmada ise L4'ten DDA modeli ile %83 doğruluk oranı elde edilmiştir. L4 ve L5 literatürdeki en iyi bilgimiz doğrultusunda en az femur kadar cinsiyet tahminine elverişli görülmüştür. Bu çalışma bizim çalışmamızı destekler niteliktedir.

Toneva ve ark. 2020 yılında Bulgar popülasyonda yapmış oldukları çalışmada kafatası kemiği üzerinden cinsiyet tahmin etmişlerdir. Çalışmada teşhis için taranan toplam 393 Bulgar yetişkinin (169 erkek, 224 kadın) BT görüntüleri ölçüm için kullanılmıştır. Cinsiyet sınıflandırması için DVM, tamamen bağlı YSA ve LR algoritmaları kullanılmıştır. Çalışmada özellikle DVM ve YSA uygulayanlar %90'ın üzerinde başarı oranları sağlanmıştır (Toneva vd., 2020). Bizim çalışmamızdaki

DVM algoritmasında L4 için %80, L5 için %83 oranında başarı elde edilmiştir. Başarı oranımızın daha düşük olmasının sebebinin örneklem grubumuzun daha sınırlı olmasına ve incelenen iskelet yapısının farklı olmasına bağlı olduğunu düşünmekteyiz. Bu çalışma bizim çalışmamızı destekler nitelikte olup L4 ve L5'in kafatası kemiği gibi cinsiyet tahmininde kullanılabileceği görülmüştür.

Navega ve ark. tarafından 2015 yılında yapılan çalışmada, Portekiz popülasyonuna ait Coimbra iskelet koleksiyonundaki 300 kişiye ait tarsal kemiklerden 18 genişlik, uzunluk ve yükseklik tarsal ölçüm alındı. Bu ölçümlerle makine öğrenme algoritmaları kullanılarak cinsiyet tahmini başarıları araştırılmıştır. Doğrusal Diskriminant Analizi algoritmasında ulaşılan doğruluk oranı %86, Gaussian Naive Bayes algoritmasında ulaşılan doğruluk oranı ise %89 olarak elde edilmiştir. Bizim çalışmamızda L4 için başarı oranı Doğrusal Diskriminant Analizi algoritmasında %83, Gaussian Naive Bayes algoritmasında %84; L5 için başarı oranı Doğrusal Diskriminant Analizi algoritması ve Gaussian Naive Bayes algoritmasında %83 bulunmuştur. Bu çalışma bizim çalışmamızdaki gibi cinsiyet tayininde makine öğrenme algoritmaları kullanılmasını destekler niteliktedir.

Oura ve ark.'nın 2018 yılında Kuzey Finlandiya'da 23 ve 30 yaşındaki 375 (%60,8'i kadın) kişi ve 46 yaşındaki 1363 kişiden (%54,7 kadın) manyetik rezonans görüntüleme ile taranmasıyla yürüttükleri çalışmada; L4 gövdesinin maksimum ve minimum genişleri, derinlikleri ve yükseklikleri ölçülmüş, ortalama vertebral genişlik, derinlik, yükseklik, vertebral kesit alanı ve hacmiyle birlikte hesaplanmıştır. Cinsiyet tahminleri ise tek ve çok değişkenli lojistik regresyon analizi kullanılarak yapılmıştır. L4 için kullanılan tüm parametrelerde cinsiyet farklılığı saptanmış olup yaş gruplarına göre sırayla %86,4, %87,7 ve %82,8 doğru cinsiyet tahmin oranlarına ulaşmıştır. Bu çalışmayla ortak lenCVDS parametresinde bizim çalışmamızda istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmamıştır (p: 0,515). 20-, 30- ve 46 yaşındaki toplam 1738 Finli arasında, L4 gövdesinin genişlik, derinlik ve yükseklik ölçümlerini birleştirerek cinsiyeti %80 doğrulukla tahmin etmek için kullanılabileceği sonucuna ulaşılmıştır. Bizim çalışmamızda L4 için lenCVAP, lenCVDS, lenCVSAP, lenCVIAP, lenCVAY parametreleri GGS algoritmasında kullanılarak %86 oranında doğruluğa ulaşılmıştır.

Oura ve ark.'nın 2023 yılında yaptıkları çalışmada ise L4'ün tek bir periferik kantitatif bilgisayarlı tomografi (pQCT) diliminden cinsiyet tahminine yönelik derin öğrenme algoritması geliştirme olasılığı araştırıldı. Bu çalışmada Terry Anatomik Koleksiyonundan toplamda 117 kemik kullanıldı. Çalışma grubu 58 erkek ve 59 kadından oluşan beyaz etnik kökenli kadavralardı. L4 korpusunun ortasından alınan görüntü ile toplamda 19 sinir ağı mimarisinde cinsiyet tahmini yapılmıştı. L4 vertebra için derin öğrenme algoritmasıyla %86,4'lük bir cinsiyet tahmin doğruluk oranına ulaşıldı. Bizim çalışmamızda 100 kişilik Türk popülasyonunda kullanılan 13 algoritma arasından en düşük başarı oranı DDVM algoritmasında 5 parametre kullanılarak %65 bulunurken, en yüksek başarı oranı GSS algoritmasında 5 parametre kullanılarak %86 bulunmuştur.

Ünlütürk ve İşcan'ın 2013 yılında, Güney Afrika popülasyonunda 144 kişinin iskelet kalıntısı üzerinden dijital kumpas ve osteometrik tahta kullanarak ölçüm yaptıkları çalışmada toplam 163 ölçü elde etmişlerdir. Çalışmada değerlendirilen anatomik yapılar C7, T1, T11, T12 ve L5 vertebralardır. Cinsiyet tahmini için diskriminant fonksiyon analizi kullanılmıştır ve bu analiz sonucunda popülasyonlardan beyazların %89; siyahlarınsa %85 oranında doğruluğa ulaşılmıştır. Çalışmada kullanılan anatomik yapılar: Corpus verterba anterior yüksekliği, corpus vertebra posterior yüksekliği, inferior-superior ve orta transvers genişlik, inferior ve superior anteroposterior çap'tır. L5'de anterior yükseklik ve posterior yükseklik dışındaki parametreler için cinsiyetler arasında istatistiksel olarak anlamlı fark bulunmuştur ($p<0,05$), erkeklerin değerleri kadınlara göre yüksektir. L5'teki doğruluk (beyaz ırkta: %80, siyah ırkta: %64,3) tayin oranını sunmaktadır (Ünlütürk & İşcan, 2013).

Bizim yaptığımız çalışmada kullanılan ortak parametrelerden L5 vertebra için corpus vertebraya ait LenCVAY ve LenCVPY ölçümlerinde $p=0,001$ olup istatistiksel manada anlamlı olduğu ve erkeklerin değerleri kadınlara göre daha yüksek olduğu sonucu elde edildi. Makine öğrenme algoritmalarının kullanılması sonucundaysa L5 için en düşük oran DDVM algoritmasıyla 6 parametre (lenCVAP, lenCVDS, lenFVG, angPTPA, lenPS, lenCVPY, lenFVAP) kullanılarak %74 başarı, en yüksek oran KEYK algoritmasıyla 9 parametre (lenCVAP, lenCVDS, lenPAVDG, lenPAVSG, lenPTS, lenPTD, lenPTDS, lenVAP, lenCVPY) kullanılarak %88 olarak

bulundu. Çalışmamızda kullanılan örneklem grubunun 100 kişi olarak daha sınırlı olmasına rağmen daha yüksek başarı oranı elde etmemizde; BT görüntüleri üzerinden yapılan ölçümleri kullanmamız, cinsiyet tayini için makine öğrenmesi tercih etmemiz olduğunu düşünüyoruz.

Azofra-Monge ve Alemán Aguilera'nın 2020 yılındaki çalışmasında; Granada'daki San José mezarlığından tanımlanmış, 94 kişinin iskelet kalıntısında (46 erkek ve 48 kadın) tüm lumbal vertebra için toplam 33 doğrusal ölçüm alınmıştır. İkili lojistik regresyon analizi yoluyla diskriminant denklemler kullanılarak cinsiyet tayini yapılarak tüm lumbal vertebraalarda, erkeklerde kadınlardan daha yüksek değerlerle istatistiksel olarak anlamlı cinsel dimorfizm elde edilmiştir. %80 ile %94,5 arasında doğruluğa ulaşan bu çalışmada bel omurlarının diğer iskelet yapılarının deforme olduğu, iyi korunmadığı ya da mevcut olmadığında cinsiyet tahmini için yararlı bir alternatif olduğunu sonucuna varılmıştır. Üzerinde çalışılan L4 için %85,3'ten %88,2'ye ve L5 için ise %80'den %85,3'e kadar doğruluk oranı tespit edilmiştir (Azofra-Monge & Alemán Aguilera, 2020). Çalışmamızda ise GGS algoritmasıyla L4 için %86, KEYK algoritmasıyla L5 için %88 doğruluk oranı elde edilmiştir. Daha yüksek oranda başarı elde etmemizin sebebinin ölçümler için BT görüntüsü kullanılması ve cinsiyet tayininde makine öğrenme algoritmalarının kullanılması olduğunu düşünmekteyiz.

Ostrofsky ve Churchill'in 2015 yılındaki çalışmalarında Witwatersrand Üniversitesi, Anatomi Bilimleri Okulu Raymond A. Dart Koleksiyonundan 98 Güney Afrikalı iskeleti (47 erkek, 51 kadın) inceleyerek cinsiyet belirleme derecesini araştırmışlardır. Her bel omuru için dijital kumpaslarla 11 parametre kullanılmıştır. Cinsiyet tayini içinse tek ve çok değişkenli diskriminant fonksiyon analizleri yapılmıştır. Çalışma sonucunda L4 için %57,7 ile %75,8 ve L5 için %66,7 ile %73,7 arasında, toplam sınıflandırılmış şekilde ise L4 için %80,2 L5 içinse %76,8'lik bir başarı elde edilmiştir.

Decker ve ark.'nın 2019 yılında yaptıkları çalışmada 154 Kuzey Amerikalıdan oluşan bir popülasyonun abdominal BT taramaları üzerinde çalışıldı. Lumbal vertebraaların 30 standart lineer ölçümü, omur gövdesi kama açısı ve her vertebra için

beş en-boy oranlarının oluşturduğu 36 farklı ölçüm analiz için kullanıldı. Cinsiyet tayini için diskriminant fonksiyon denklemleri kullanıldı. Çalışma sonunda L4 için %80,6 oranında, L5 içinse %80,0 oranında başarı elde edildi. Bizim çalışmamızda ise L4 için %65 ile %86 ve L5 için %74 ile %88 arasında başarı elde edildi. Daha yüksek oranlarda başarıya ulaşmamızın sebebinin ölçüm yöntemimiz ve makine öğrenme algoritması kullanmamız olduğunu düşünüyoruz.

Çizelge 5.1. Daha önce yapılmış bazı lumbal vertebra bazlı cinsiyet değerlendirmesi çalışmalarının özetleri

Çalışma	Popülasyon	Kişi Sayısı	Vertebra Numarası	Örnek	Doğruluk
Ostrofsky ve Churchill	Güney Afrikalı Siyahlar	98	L4	Kuru kemik	%80,2
Decker ark.	Kuzey Amerika	154	L4	BT tarama	%80,6
Bu Çalışma	Türkiye	100	L4	BT tarama	%86
Ostrofsky ve Churchill	Güney Afrikalı Siyahlar	98	L5	Kuru kemik	%76,8
Decker ark.	Kuzey Amerika	154	L5	BT tarama	%80,0
Bu Çalışma	Türkiye	100	L5	BT tarama	%88

Suwanlikhid ve ark.'nın 2020 yılında yaptıkları çalışmada Chiang Mai Üniversitesi Tıp Fakültesi Adli Osteoloji Araştırma Merkezi (FORC) tarafından, Tayland popülasyonundan 150 kişinin(75 erkek, 75 kadın) lumbal vertebralarına ait kuru kemik toplandı. Her bel omurunda kemik görüntüleri üzerinden dokuz parametre ölçüldü. Cinsiyet tayininde tek değişkenli diskriminant fonksiyon analizi için doğruluk oranları, L4 için %60,4 ile %76,5 arasında; L5 için %57,6 ile %75,3 arasında değişmektedir. Bu çalışma L4 ve L5'in cinsiyet tayininde kullanılması açısından çalışmamızı destekler niteliktedir. Kullanılan parametrelerin fazla olması, ölçüm ve cinsiyet tayin yöntemimizin farklılığından dolayı daha yüksek oranda başarı elde ettiğimizi düşünmekteyiz.

Çalışmamızın sonuçlarının literatür incelemelerimiz sonucu gördüğümüz sonuçlardan farklı olmasının nedenlerinin popülasyona, yönteme ve çevreye bağlı olduğunu düşünmekteyiz. BT görüntülerinin ölçümlerde gerçeğe yakın ve tekrarlanabilir olması, çalışmadaki parametrelerin çeşitli ve sayıca fazla olması çalışmanın lehine sonuçlar elde etmemizi sağlamıştır. Örnek sayısının arttırılmasıyla çalışma üzerindeki limitlilik azaltılabilir.

BÖLÜM 6

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışma, 25-50 yaş arasında 50 erkek ve 50 kadının oluşturduğu 100 kişilik grup üzerinde gerçekleştirilmiştir. Erkeklerin yaş ortalaması 41,66 olarak, kadınların ise yaş ortalaması 42,14 olarak hesaplandı. 100 kişinin BT görüntüleri üzerinden belirlenen yer imleri ile 19 parametre Sekazu Programı (version 01, 2023) aracılığıyla hesaplanmıştır.

Uygulanan 13 makine öğrenme algoritmaları sonucunda L4 vertebralardan doğru cinsiyeti tahmin etme başarısı %65-86'dır. L4'ün en yüksek başarı %86 oranı ile GSS algoritmasının lenCVAP, lenCVDS, lenCVSAP, lenCVIAP, lenCVAY parametreleriyle kullanılmasıyla elde edilmiştir. L5 vertebralardan doğru cinsiyeti tahmin etme başarısı %74-88'dir. L5'in en yüksek başarı %88 oranı ile KEYK algoritmasının lenCVAP, lenCVDS, lenPAVDG, lenPAVSG, lenPTS, lenPTD, lenPTDS, lenVAP, lenCVPY parametreleriyle kullanılmasıyla elde edilmiştir.

Bu çalışmayla; L4 ve L5 vertebralardan makine öğrenme algoritmalarıyla yapılan cinsiyet tahmin başarısı %65 ile %88 arasında olup, belirtilen lumbal vertebraların cinsiyet tahmini için kullanılmasının uygun olduğu ortaya konuldu.

Öneriler olarak; yüksek popülasyonlu ve parametrelerin arttırıldığı bir çalışmada daha yüksek oranda başarı elde edilebileceği kanaatindeyiz.

KAYNAKLAR

Akay, E. Ç. "Ekonometride yeni bir ufuk: büyük veri ve makine öğrenmesi" *Sosyal Bilimler Araştırma Dergisi*, 7(2), 41-53. (2018).

Ali, Z., Cox, C., Stock, M. K., Zandee vanRilland, E. E., Rubio, A., & Fowler, D. R. "Estimating sex using metric analysis of the scapula by postmortem computed tomography", *Journal of forensic sciences*, 63(5), 1346-1349 (2018).

Arıncı, K., & Elhan, A., "Anatomi 5. baskı. ed.". Güneş Tıp Kitabevleri, Ankara (2014)

Yıldırım, M., "İnsan Anatomisi 9.baskı", *Nobel Tıp Kitabevleri*, İstanbul (2018).

Arifoğlu, Y., "Her Yönüyle Anatomi", *İstanbul Tıp Kitapevleri*, İstanbul (2020).

ATAMTÜRK, Derya. "Adli Antropoloji", *İstanbul: İstanbul Tıp Kitap Yayınevi*, (2016).

Azofra-Monge, A., & Alemán Aguilera, I. "Morphometric research and sex estimation of lumbar vertebrae in a contemporary Spanish population" *Forensic Science, Medicine and Pathology*, 16(2), 216-225. (2020).

Boughorbel, S., Jarray, F., & El-Anbari, M., "Optimal classifier for imbalanced data using Matthews Correlation Coefficient metric", *PloS one*, 12(6), e0177678 (2017).

Breiman, L., Friedman, J., Stone, C. J., & Olshen, R. A., "Classification and regression trees" *CRC press* (1984).

Bui, X. N., Jaroonpattanapong, P., Nguyen, H., Tran, Q. H., & Long, N. Q. "A novel hybrid model for predicting blast-induced ground vibration based on k-nearest neighbors and particle swarm optimization" *Scientific reports*, 9(1), 13971. (2019).

Chicco, D., Tötsch, N., & Jurman, G., "The Matthews correlation coefficient (MCC) is more reliable than balanced accuracy, bookmaker informedness, and markedness in two-class confusion matrix evaluation", *BioData mining*, 14(1), 1- 22 (2021).

Christensen, A. M., Passalacqua, N. V., & Bartelink, E. J., "Forensic anthropology: current methods and practice", *Academic Press*, Amsterdam (2019).

CRC Press, Primorac D, Schanfield M, Marjanovic D. Primorac D, Schanfield M., "Forensic DNA analysis and statistics" *Forensic DNA Applications: An Interdisciplinary Perspective* 1st ed.;55–82(2014).

- Curate, F., Umbelino, C., Perinha, A., Nogueira, C., Silva, A. M., & Cunha, E., "Sex determination from the femur in Portuguese populations with classical and machinelearning classifiers", *J Forensic Leg Med*, 52, 75-81 (2017).
- Çeker, D., "İnsan Kemiklerinin Analizi ve Adli Antropoloji'de Kimliklendirmede Önemi", *Masrop E-Dergi*, 11(17), 1-13.n (2017).
- Çölölu, A., İşcan, M., Yavuz, M. F., & Sari, H., "Sex determination from the ribs of contemporary Turks", *Journal of Forensic Science*, 43(2), 273-276 (1998)
- d'Oliveira Coelho, J., & Curate, F., "CADOES: An interactive machine-learning approach for sex estimation with the pelvis", *Forensic Sci Int*, 302, 109873 (2019)
- Darmawan, M. F., Yusuf, S. M., Kadir, M. A., & Haron, H., "Comparison on three classification techniques for sex estimation from the bone length of Asian children below 19 years old: an analysis using different group of ages", *Forensic science international*, 247, 130-e1. (2015).
- Dedouit, F., Savall, F., Mokrane, F. Z., Rousseau, H., Crubézy, E., Rougé, D., & Telmon, N., "Virtual anthropology and forensic identification using multidetector CT", *The British journal of radiology*, 87(1036), 20130468 (2014).
- Decker, S. J., Davy-Jow, S. L., Ford, J. M., & Hilbelink, D. R., "Virtual determination of sex: metric and nonmetric traits of the adult pelvis from 3D computed tomography models", *Journal of forensic sciences*, 56(5), 1107-1114 (2011).
- Decker, S. J., Foley, R., Hazelton, J. M., & Ford, J. M. "3D analysis of computed tomography (CT)-derived lumbar spine models for the estimation of sex" *International journal of legal medicine*, 133, 1497-1506. (2019).
- Desir, C., Petitjean, C., Heutte, L., Salaun, M., & Thiberville, L. "Classification of endomicroscopic images of the lung based on random subwindows and extra-trees." *IEEE Trans Biomed Eng*, 59(9), 2677-2683. (2012)
- du Jardin P, Ponsaille J, Alunni-Perret V, Quatrehomme G., "A comparison between neural network and other metric methods to determine sex from the upper femur in a modern French population", *Forensic Sci Int* ;192:127.e121-126 (2009).
- Fisher, R. A., "The use of multiple measurements in taxonomic problems", *Annals of eugenics*, 7(2), 179-188 (1936).
- Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R., "The elements of statistical learning (Vol. 1)" *Springer series in statistics*, New York (2001).
- Gill, G. W., "Racial variation in the proximal and distal femur: heritability and forensic utility", *Journal of Forensic Science*, 46(4), 791-799 (2001).

Gilroy, A. M., MacPherson, B. R., Ross, L. M., Broman, J., & Josephson, A., "Atlas of Anatomy", *Thieme, Stuttgart* (2008).

Gonzalez, P. N., Bernal, V., & Perez, S. I., "Geometric morphometric approach to sex estimation of human pelvis", *Forensic science international*, 189(1-3), 68-74. (2009).

Gökmen, F. G., "Sistematik anatomi 1.baskı ." *İzmir Güven Kitabevi*, İzmir (2003)

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., & Franklin, J., "Reviews-the elements of statistical learning: data mining, inference and prediction", *Mathematical Intelligencer*, 27(2), 83-84 (2005).

İşcan, M. Y., "Forensic anthropology of sex and body size", *Forensic Science International*, 147(2-3), 107-112 (2005)

Iwamura ES, Soares-Vieira JA, Munoz DR., "Human identification and analysis of DNA in bones", *Revista do Hospital das Clínicas*;59:383–8 (2004).

Kalender, W. A., "X-ray computed tomography", *Physics in Medicine & Biology*, 51(13), 29 (2006).

Kennedy, K. A "Reconstruction of life from the skeleton", M. Y. Iscan (Ed.). *New York: Alan R. Liss*, p 161-89 (1989).

Kolankaya, T. "Antropoloji", Felsefe Söyleşileri VII-VIII, *Hayalist Reklam ve İletişim Hizmetleri*, İstanbul, 27-31 (2013).

Kranioti, E. F., Vormiotakis, N., Galiatsou, C., İşcan, M. Y., & Michalodimitrakis, M., "Sex identification and software development using digital femoral head radiographs", *Forensic science international*, 189(1-3), 113-e1 (2009).

Krishan, K., Chatterjee, P. M., Kanchan, T., Kaur, S., Baryah, N., & Singh, R. K. "A review of sex estimation techniques during examination of skeletal remains in forensic anthropology casework" *Forensic Science International*, 261, 165.e1–165.e8. (2016).

Lewis, D. N., "Machine Learning Made Easy with R: An Intuitive Step by Step Blueprint for Beginners", *CreateSpace Independent Publishing Platform*, Kalifornia (2017)

Lewis, M. E., & Flavel, A., "Age assessment of child skeletal remains in forensic contexts", *Forensic Anthropology and Medicine*, *Humana Press Inc*, Totowa, 243-257 (2006).

Liaw, A., & Wiener, M., "Classification and regression by randomForest", *R news*, 2(3), 18-22. (2002).

MacLaughlin, S. M., & Oldale, K. N. M., "Vertebral body diameters and sex prediction", *Annals of human biology*, 19(3), 285-292, (1992).

- Mardia, K. V., "Multivariate analysis", *Academic Press*, London (1979).
- Mathanker, S., Weckler, P., Bowser, T., Wang, N., & Maness, N. "AdaBoost classifiers for pecan defect classification", *Computers and electronics in agriculture*, 77(1), 60-68 (2011).
- Matthews, B. W., "Comparison of the predicted and observed secondary structure of T4 phage lysozyme", *Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-Protein Structure*, 405(2), 442-451, (1975).
- Mishra, G., Sehgal, D., & Valadi, J. K., "Quantitative structure activity relationship study of the anti-hepatitis peptides employing random forests and extra-trees regressors", *Bioinformatics*, 13(3), 60 (2017).
- Navega, D., Vicente, R., Vieira, D. N., Ross, A. H., & Cunha, E., "Sex estimation from the tarsal bones in a Portuguese sample: a machine learning approach", *Int J Legal Med*, 129(3), 651-659 (2015)
- Nusrat, F., Uzbař, B., & Baykan, Ö. K. "Prediction of Diabetes Mellitus by using Gradient Boosting Classification", *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 268-272 (2020).
- Ortner, D. J., & Putschar, W. G. J., "Identification of Pathological Conditions in Human Skeletal Remains", *Washington: Smithsonian Institution Press*, (1981).
- Oura, P., Karppinen, J., Niinimäki, J., & Junno, J. A.. "Sex estimation from dimensions of the fourth lumbar vertebra in Northern Finns of 20, 30, and 46 years of age" *Forensic science international*, 290, 350-e1. (2018).
- Oura, P., Korpinen, N., Machnicki, A. L., & Junno, J. A. "Deep learning in sex estimation from a peripheral quantitative computed tomography scan of the fourth lumbar vertebra—a proof-of-concept study". *Forensic Science, Medicine and Pathology*, 1-7. (2023).
- Ostrofsky, K. R., & Churchill, S. E. "Sex determination by discriminant function analysis of lumbar vertebrae". *Journal of forensic sciences*, 60(1), 21-28. (2015).
- Öz, H., & Suata Alpaslan, F. "Zeytinli ada topluluğuna ait kafatasi iskeletlerinin paranazal sinüs (bt) boşluğu morfolojilerinin bilgisayarlı tomografi görüntüleme yöntemi ile incelenmesi", *Sosyal Bilimler Dergisi/Journal of Social Sciences*, 41(2) (2017).
- Özkan, R., "BT/MR görüntülemeye temel prensipler: Toraks BT radyasyon Dozları", *Türk Toraks Derneği 10. Yıl Kongresi*, Antalya (2007).
- Öztemel, E., "Yapay Sinir Ağları", *İstanbul: PapatyaYayıncılık* (2003).
- Öztürk, E. & Kurnaz, Ç., "Görünüm Tabanlı Yüz Tanıma Yöntemleri Kullanılarak Cinsiyet Belirleme", *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 111-120 (2020).

Pal, G. P., Cosio, L., & Routal, R. V., "Trajectory architecture of the trabecular bone between the body and the neural arch in human vertebrae", *The anatomical record*, 222(4), 418-425 (1988).

Raizada, R. D., & Lee, Y. S., "Smoothness without smoothing: why Gaussian naive Bayes is not naive for multi-subject searchlight studies", *PLoS one*, 8(7), e69566 (2013).

Ramakrishnan, K., Sharma, S., Sreeja, C., Pratima, D. B., Aesha, I., & Vijayabanu, B., "Sex determination in forensic odontology: A review", *Journal of pharmacy & bioallied sciences*, 7(Suppl 2), S398., (2015).

Ramazan, S. U., Türkmen, N., Dolgun, N. A., Gökharman, D., Menezes, R. G., Kacar, M., & Koşar, U. "Sex determination from measurements of the sternum and fourth rib using multislice computed tomography of the chest", *Forensic science international*, 197(1-3), 120. e121-120. e125 (2010).

Ramsthaler, F., Kettner, M., Gehl, A., & Verhoff, M., "Digital forensic osteology: morphological sexing of skeletal remains using volume-rendered cranial CT scans" *Forensic science international*, 195(1-3), 148-152 (2010).

Salzberg, S. L., C4. 5: "Programs for machine learning by j. ross quinlan" *morgan kaufmann publishers*, Burlington (1994).

Santos, F., Guyomarc'h, P., & Bruzek, J. "Statistical sex determination from craniometrics: Comparison of linear discriminant analysis, logistic regression, and support vector machines", *Forensic science international*, 245, 204. e201-204. e208 (2014).

Sarikaya, B. S., "AES Algoritmasına Yapılan Zaman Odaklı Önbellek Saldırılarının Makine Öğrenmesi ile Tespiti", *Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Dergisi*, 13(1), 57-68 (2020).

Scheuer, L., "A blind test of mandibular morphology for sexing mandibles in the first few years of life" *American Journal of Physical Anthropology: The Official Publication of the American Association of Physical Anthropologists*, 119(2), 189-191. (2002).

Song, Y. Y., & Ying, L. U., "Decision tree methods: applications for classification and prediction", *Shanghai archives of psychiatry*, 27(2), 130 (2015).

Stoltzfus, J. C., "Logistic regression: a brief primer", *Academic Emergency Medicine*, 18(10), 1099-1104 (2011).

Suwanlikhid, N., Prasitwattanaseree, S., La Tegola, L., Palee, P., Sinthubau, A., Guglielmi, G., & Mahakkanukrauh, P. "Sex and Stature Estimation from Adult Lumbar Vertebrae in a Thai Population Based on Image Analysis" *International Journal of Morphology*, 38(6). (2020).

TAŞKIN, Gül Gökay Emel ve Çağatan. “Veri madenciliğinde karar ağaçları ve bir satış analizi uygulaması” *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 2005, 6.2: 221-239.

Tharwat, A., “Linear vs. quadratic discriminant analysis classifier: a tutorial”, *International Journal of Applied Pattern Recognition*, 3(2), 145-180 (2016).

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*, 135, 951-966 (2020).

Torimitsu, S., Makino, Y., Saitoh, H., Sakuma, A., Ishii, N., Hayakawa, M., Yajima, D., Inokuchi, G., Motomura, A., & Chiba, F., "Stature estimation in Japanese cadavers based on pelvic measurements in three-dimensional multidetector computed tomographic images", *International Journal of Legal Medicine*, 129(3), 633-639 (2015).

Torimitsu, S., Makino, Y., Saitoh, H., Sakuma, A., Ishii, N., Yajima, D., . . . Yamaguchi, R. "Sexual determination based on multidetector computed tomographic measurements of the second cervical vertebra in a contemporary Japanese population", *Forensic science international*, 266, 588. e581-588. e586 (2016).

Tunalı, İ., Adli Tıp, *Seçkin Yayıncılık*, Ankara, (2001).

Turan, M. K., 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*, 115, 103490 (2019).

Turan, M. K., Sehirli, E., Oner, Z., & Oner, S., “Sekazu: an integrated solution tool for gender determination based on machine learning models”, *Medicine*, 10(2), 367-73 (2021).

Ünlütürk, Ö. "Metric assessment of ancestry from the vertebrae in South Africans", *International journal of legal medicine*, 131(4), 1123-1131 (2017).

Ünlütürk, Ö., & İçcan, M. Y., “Tanınabilir vertebralardan cinsiyet tayini”, *Adli Tıp Bülteni*, 18(1), 4-13. (2013).

Wang, D., Qiao, H., Zhang, B., & Wang, M. “Online support vector machine based on convex hull vertices selection” *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 24(4), 593-609. (2013).

Yekeler, E., Tunacı, M., Tunacı, A., Dursun, M., & Acunas, G., “Frequency of sternal variations and anomalies evaluated by MDCT”, *American Journal of Roentgenology*, 186 (4), 956-960 (2006).

Yıldıray Zeyfeoğlu, & Hancı, H. "İnsanlarda Kimlik Tespiti", *Türk Tabipleri Birliği Sürekli Tıp Eğitimi Dergisi*, 375 (2001).

Yu, S., Tan, K. K., Sng, B. L., Li, S., & Sia, A. T. H., “Feature extraction and classification for ultrasound images of lumbar spine with support vector machine” , *in 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* pp. 4659-4662 (2014).

Zıllıođlu, Merih., “Antropoloji”, Vol. 698. *Anadolu Universitesi*, (1993).

ÖZGEÇMİŞ

Gizem Nur KARABAL, İlk ve orta öğrenimini Karabük'te tamamladı. Karabük Anadolu Öğretmen Lisesi'nden mezun olduktan sonra Karabük Üniversitesi Fizyoterapi ve Rehabilitasyon Bölümünü kazandı ve 2013-2018 yılları arasında lisans eğitimini tamamladı. 2019 yılında Karabük Üniversitesi Temel Tıp Bilimleri, Anatomi Anabilim dalında Lisansüstü eğitime başladı. 2019 yılında Ankara Şehir Hastanesinde fizyoterapist olarak görevine başladı ve halen görevine devam etmektedir.