



**T.C.
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
RADYOLOJİK BİLİMLER ANA BİLİM DALI**

**LUMBAR VERTEBRALARIN BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ
GÖRÜNTÜLERİNDEN ÖLÇÜLEN YÜKSEKLİK VE
DERİNLİK DEĞERLERİNİN YAPAY ZEKA İLE CİNSİYET
TAYİNİNDE KULLANILABİLİRLİĞİ**

Doktora Tezi

Aysun KARACA YALÇIN

Danışman
Prof. Dr. Bünyamin ŞAHİN

II. Danışman
Doç. Dr. M. Kamil TURAN

SAMSUN

2023

**T.C.
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
RADYOLOJİK BİLİMLER ANA BİLİM DALI**



**LUMBAR VERTEBRALARIN BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ
GÖRÜNTÜLERİNDEN ÖLÇÜLEN YÜKSEKLİK VE DERİNLİK
DEĞERLERİNİN YAPAY ZEKA İLE CİNSİYET TAYİNİNDE
KULLANILABİLİRLİĞİ**

Doktora Tezi

Aysun KARACA YALÇIN

Danışman

Prof. Dr. Bünyamin ŞAHİN

II. Danışman

Doç. Dr. M. Kamil TURAN

SAMSUN

2023

TEZ KABUL VE ONAYI

Aysun KARACA YALÇIN tarafından, Prof.Dr. Bünyamin ŞAHİN danışmanlığında hazırlanan “LUMBAR VERTEBRALARIN BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİNDEN ÖLÇÜLEN YÜKSEKLİK VE DERİNLİK DEĞERLERİNİN YAPAY ZEKA İLE CİNSİYET TAYİNİNDE KULLANILABİLİRLİĞİ” başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından 1.9.2023 tarihinde yapılan sınav sonucunda oy birliği ile başarılı bulunarak Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

	Unvanı Adı Soyadı Üniversitesi Ana Bilim/Ana Sanat Dalı	Sonuç
Başkan	Prof.Dr. Bünyamin ŞAHİN Ondokuz Mayıs Üniversitesi Tıp Fak. Anatomi Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret
Üye	Prof.Dr.M.Çağatay TUFAN Ondokuz Mayıs Üniversitesi Fen Fak. Fizik Bölümü	☒ Kabul ☐ Ret
Üye	Dr.Öğr.Üyesi Engin ÇİFTÇİOĞLU Ondokuz Mayıs Üniversitesi Tıp Fak. Anatomi Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret
Üye	Doç. Dr. Murat GÖLPINAR Hitit Üniversitesi Tıp Fak. Anatomi Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Emrah ALTUNTAŞ Samsun Üniversitesi Tıp Fak. Anatomi Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret

Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunca belirlenen ve yukarıda adları yazılı jüri üyeleri tarafından uygun görülmüştür.

Prof. Dr. Ahmet TABAK
Enstitü Müdürü

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK BEYANI

Hazırladığım Doktora tezinin bütün aşamalarında bilimsel etiğe ve akademik kurallara riayet ettiğimi, çalışmada doğrudan veya dolaylı olarak kullandığım her alıntıya kaynak gösterdiğimi ve yararlandığım eserlerin Kaynaklar'da gösterilenlerden oluştuğunu, her unsurun enstitü yazım kılavuzuna uygun yazıldığını ve TÜBİTAK Araştırma ve Yayın Etiği Kurulu Yönetmeliği'nin 3. bölüm 9. maddesinde belirtilen durumlara aykırı davranılmadığını taahhüt ve beyan ederim.

Etik Kurul Gerekli mi ?

Evet ☒ (Gerekli ise ekler kısmına ekleyiniz)

Hayır ☐

22/09/2023

Aysun KARACA YALÇIN

TEZ ÇALIŞMASI ÖZGÜNLÜK RAPORU BEYANI

Tez Başlığı : LUMBAR VERTEBRALARIN BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİNDEN ÖLÇÜLEN YÜKSEKLİK VE DERİNLİK DEĞERLERİNİN YAPAY ZEKA İLE CİNSİYET TAYİNİNDE KULLANILABİLİRLİĞİ

Yukarıda başlığı belirtilen tez çalışması için şahsım tarafından 22.09.2023 tarihinde intihal tespit programından alınmış olan özgünlük raporu sonucunda;

Benzerlik oranı : % 12

Tek kaynak oranı : % 2 çıkmıştır.

22/09/2023

Prof.Dr. Bünyamin ŞAHİN

ÖZET

LUMBAR VERTEBRALARIN BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİNDEN ÖLÇÜLEN YÜKSEKLİK VE DERİNLİK DEĞERLERİNİN YAPAY ZEKA İLE CİNSİYET TAYİNİNDE KULLANILABİLİRLİĞİ

Aysun KARACA YALÇIN
Ondokuz Mayıs Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Radyolojik Bilimler Ana Bilim Dalı
Doktora, Eylül/2023
Danışman: Prof. Dr. Bünyamin ŞAHİN

Cinsiyet tayini, kimlik tespitinde en önemli adımlardan biridir. Cinsiyet tayininde, güvenilirliği kanıtlanmış olan pelvis ve kafatası kemikleri sıklıkla kullanılır. Fakat bazen bu kemiklere olay yerinde ulaşamayabilir. Bu gibi durumlarda vertebra, sayıca çok olan ve daha iyi korunabilen kemikler olarak cinsiyet tahmininde kullanılmıştır. Bu çalışma ile, bilgisayarlı tomografiden elde edilen lumbar vertebra görüntüleri üzerinde işaret noktaları arasındaki uzunluk ve açı değerlerini hesaplayarak, makine öğrenme sınıflandırıcıları ile cinsiyet tahmini yapmayı amaçladık. Ondokuz Mayıs Üniversitesi Radyoloji Ana Bilim Dalı arşivinden alınan, hiçbir anomalisi olmayan 20-40 yaş aralığında 50 kadın 50 erkek hastanın lumbar vertebra bilgisayarlı tomografi görüntüleri kullanıldı. Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) formatındaki görüntüler kişisel iş istasyonunda (Horos Project, Version 3.0) ortogonal düzleme getirildi. Makine öğrenmesi algoritmalarını kullanmak amacıyla geliştirilmiş olan Sekazu adlı programa yüklenen görüntüler üzerinde anatomik noktalar elle etiketlenerek uzunluk ve açı değerleri hesaplandı. 13 farklı makine öğrenme sınıflandırıcısı kullanılarak, doğruluk oranları hesaplandı. Bu hesaplamaların sonucuna göre L1-L5 vertebralarının cinsiyet tayininde doğruluk oranları sırasıyla %93, %90, %90, %87 ve %86 olarak bulundu. Bu veriler, K-Nearest Neighbors, Extra Tree, Random Forest, Decision Tree, Gaussian Bayes ve Linear Discriminant Classifier makine öğrenme sınıflandırıcıları ile bulundu. Elde edilen sonuçlara göre lumbar vertebra üzerinde etiketlenen noktalar ve makine öğrenmesi uygulaması sonucunda %86-%93 aralığında doğruluk oranları ile cinsiyet tahmini yapılabileceği bulundu. Cinsiyet tahmininde doğruluk oranı en yüksek vertebra L1 olduğu sonucuna ulaşıldı. L1-L5 omurları için yapılan hesaplamalar sonucunda, parametrelerin birçoğunun erkeklerde kadınlardan daha büyük ve istatistiksel olarak anlamlı bulundu. Bu verilere dayanarak bel omurlarının cinsel dimorfik olduğu sonucuna ulaşıldı.

Anahtar Sözcükler: Cinsiyet tayini, Yapay zeka, Açı ölçümü, Uzunluk ölçümü, Bilgisayarlı tomografi.

ABSTRACT

“USABILITY OF HEIGHT AND DEPTH VALUES MEASURED FROM COMPUTERIZED TOMOGRAPHY IMAGES OF LUMBAR VERTEBRA IN GENDER DETERMINATION BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Aysun KARACA YALÇIN
Ondokuz Mayıs University
Institute of Graduate Studies
Department of Radiological Sciences
Ph.D., September/2023
Supervisor: Prof. Dr. Prof.Dr. Bünyamin ŞAHİN

Gender determination is one of the most important steps in identification. Pelvis and skull bones, which have proven reliability, are frequently used in sex determination. However, sometimes these bones cannot be reached at the crime scene. In such cases, vertebrae have been used for sex estimation as bones that are more numerous and better preserved. In this study, we aimed to predict gender using machine learning classifiers by calculating the length and angle values between landmarks on lumbar vertebra images obtained from computed tomography. Lumbar vertebra computed tomography images of 50 female and 50 male patients aged 20-40 years who had no anomaly and were taken from the archive of Ondokuz Mayıs University Radiology Department were used. Images in Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) format were brought to the orthogonal plane on the personal workstation (Horos Project, Version 3.0). The length and angle values were calculated by manually labeling the anatomical points on the images uploaded to the program called Sekazu, which was developed to use machine learning algorithms. Accuracy rates were calculated using 13 different machine learning classifiers. According to the results of these calculations, the accuracy rates in sex determination of L1-L5 vertebrae were found to be 93%, 90%, 90%, 87% and 86%, respectively. These data were found with K-Nearest Neighbors, Extra Tree, Random Forest, Decision Tree, Gaussian Bayes and Linear Discriminant Classifier machine learning classifiers. According to the results obtained, it was found that the tagged points on the lumbar vertebrae and the machine learning application could make gender prediction with an accuracy rate of 86%-93%. It was concluded that the vertebra with the highest accuracy rate in estimating gender was L1. As a result of the calculations made for the L1-L5 vertebrae, many of the parameters were found to be greater in men than in women and were statistically significant. Based on these data, it was concluded that the lumbar vertebrae are sexually dimorphic.

Keywords: Sex determination, Artificial intelligence, Angle measurement, Length measurement, Lumbar vertebra, Computed tomography

ÖN SÖZ VE TEŞEKKÜR

Doktora tez çalışmamın planlanması, yürütülmesi ve sonuçlanmasında desteğini esirgemeyen, akademik bilgi ve deneyimlerini paylaşan değerli hocalarım Ondokuz Mayıs Üniversitesi Tıp Fakültesi Anatomi Anabilim Dalı Öğretim Üyesi Prof. Dr. Bünyamin ŞAHİN'e ve Karabük Üniversitesi Tıp Fakültesi Tıbbi Biyoloji Anabilim Dalı Öğretim Üyesi Doç.Dr. Muhammed Kamil TURAN'a sonsuz saygı ve şükranlarımı sunuyorum.

Doktora tez çalışmam esnasında bilgi ve deneyimlerini paylaşan çok kıymetli Karabük Üniversitesi Tıp Fakültesi Anatomi Anabilim Dalı asistanları Arş. Gör. Yusuf SEÇGİN, Arş. Gör. Rukiye Sümeyye BAKICI ve Arş.Gör. Necati Emre ŞAHİN'e çok teşekkür ederim.

Beni bugünlere getirmiş olan, kızlarıyla her zaman gurur duyan ve yaptığım her işte desteğini esirgemeyen, ne yazık ki bu mutlu günleri göremeden ebedi hayata intikal etmiş olan sevgili annem Ümmühan KARACA ve babam Refik KARACA'yı rahmet, minnet ve özlemle anıyorum. Her zaman yanımda olan ve desteklerini esirgemeyen sevgili abim Gökhan KARACA ve kardeşim Volkan KARACA'ya çok teşekkür ederim.

Bu zorlu süreçte beni asla yalnız bırakmayan, desteğini hiçbir zaman esirgemeyen, her konuda yol gösterici ve yardımcı olan, sevgisi ve sabrıyla yükümü hafifleten sevgili eşim, yol arkadaşım, Murat YALÇIN'a, ve tabii ki yoğun çalışma temposu içerisinde istemeyerekte olsa ihmal ettiğim, annelerini rahatsız etmemek için ellerinden geleni yapan, o minik yürekleriyle bana destek olmaya çalışan sevgili çocuklarım, Muhammed Eren YALÇIN ve Mehmed Onur YALÇIN'a ve desteğini esirgemeyen tüm dost ve arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum.

Aysun KARACA YALÇIN

İÇİNDEKİLER

TEZ KABUL VE ONAYI	i
BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK BEYANI	ii
TEZ ÇALIŞMASI ÖZGÜNLÜK RAPORU BEYANI	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	v
İÇİNDEKİLER	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
TABLolar DİZİNİ	xi
1. GİRİŞ	1
2. GENEL BİLGİLER.....	3
2.1. Antropoloji	3
2.2. Kimlik Tespiti.....	3
2.3. Kimlik Tespitinde Cinsiyetin Önemi	3
2.4. Lumbal Vertebra İskeletinin Cinsiyet Tespitinde Önemi.....	3
2.5. Columna Vertebralis (Omurga) Anatomisi	4
2.6. Columna Vertebralis'in (Vertebra Kolonunun) Bölümleri	5
2.7. Vertebraların Genel Özellikleri	8
2.8. Vertebrae Lumbales (Lumbal Vertebra)	8
2.9. Bilgisayarlı Tomografi	10
2.9.1. Bilgisayarlı Tomografinin Geçmişi	10
2.9.2. Bilgisayarlı Tomografi Cihazının Ana Ünite ve Elemanları	12
2.9.3. Görüntü Yeniden Oluşturmada Temel Matematiksel İşlemler.....	18
2.9.4. Radon Dönüşümü	21
2.9.5. Medikal Görüntülemelerde Rekonstrüksiyon Teknikleri	25
2.10. Makine Öğrenme Algoritmaları	26
2.10.1. Performans Ölçütleri.....	26
2.10.2. Karar Ağacı Sınıflandırması (Decision Tree Classifier)	26
2.10.3. Rastgele Orman Sınıflandırması (Random Forest Classifier)	26
2.10.4. Doğrusal Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Lineer Support Vector Machine Classifier).....	27
2.10.5. K-En Yakın Komşular Sınıflandırması (K-Nearest Neighbors Classifier)	27
2.10.6. Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (Gaussian Naive Bayes Classifier)	28
2.10.7. Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması (Linear Discriminant Analysis Classifier)	28
2.10.8. ADA Boost Sınıflandırması (ADA Boost Classifier).....	28
2.10.9. Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier)	29
2.10.10. U-Destek Vektör Makinası Sınıflandırması (U-Support Vector Machines)	29
2.10.11. Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (Gradyan Boost Classifier).....	29
2.10.12. Karese Diskriminant Analizi Sınıflandırması (Quadratic Discriminant Classifier).....	30
2.10.13. Destek Vektör Sınıflandırması (Support Vector Machine Classifier) ...	30
2.10.14. Gauss Süreçleri Sınıflandırması (Gaussian Process Classification).....	30
3. MATERYAL VE METOT.....	31

3.1. Görüntü Analiz Metodu.....	31
3.1.1. Horos Project 3.0	31
3.1.2. Sekazu Programı	34
3.2. İstatistiksel Analiz Yöntemi	44
4. BULGULAR.....	46
4.1. İstatistiksel Bulgular.....	46
4.2. Makine Öğrenme Algoritmalarından Elde Edilen Bulgular.....	51
4.2.1. Birinci Lumbal Vertebra (L1) için Elde Edilen Makine Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları	52
4.2.2. İkinci Lumbal Vertebra (L2) için Elde Edilen Makine Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları	56
4.2.3. Üçüncü Lumbal Vertebra (L3) İçin Elde Edilen Makine Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları	60
4.2.4. Dördüncü Lumbal Vertebra (L4) İçin Elde Edilen Makina Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları	64
4.2.5. Beşinci Lumbal Vertebra (L5) İçin Elde Edilen Makine Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları	69
5. TARTIŞMA.....	75
6. SONUÇ	87
KAYNAKLAR	89
EKLER.....	97
ÖZGEÇMİŞ.....	107

SİMGELER VE KISALTMALAR

Acc	: Doğruluk
ADA	: ADA Güçlendirilmiş Sınıflandırma
AngPMA	: Processus Mammillarisler Arası Açı
AngPTA	: Processus Transversuslar Arası Açı
BT	: Bilgisayarlı Tomografi
CCVD	: Corpus vertebra dextra
CCVI	: Coronal corpus vertebra inferior
CCVSi	: Corpus vertebra sinistra
CCVSu	: Coronal corpus vertebra superior
CVA	: Corpus vertebra anterior
CVI	: Corpus vertebra inferior
CVP	: Corpus vertebra posterior
CVS	: Corpus vertebra superior
DDA	: Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması
DDVM	: Doğrusal Destek Vektör Makine Sınıflandırması
DICOM	: Digital Imaging and Communications in Medicine
DVM	: Destek Vektör Makine Sınıflandırması
EAS	: Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması
F1	: F1 skoru
FN	: Yanlış Negatif
For.	: Foramen
FP	: Yanlış Pozitif
FVA	: Foramen vertebrale anterior
FVD	: Foramen vertebrale dextra
FVP	: Foramen vertebrale posterios
FVS	: Foramen vertebrale sinistra
GGs	: Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması
GNB	: Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması
GSS	: Gauss Süreçleri Sınıflandırması
KA	: Karar Ağacı Sınıflandırma
KDA	: Karesel Diskriminat Analiz Sınıflandırması
KEYK	: K-En Yakın Komşular Sınıflandırması

Len CCVM	: Koronal Düzelenmde Vertebranın Yüksekliği
Len CCVY	: Koronal Düzelenmde Vertebranın Yüksekliği
Len CVPSM	: Sagital Düzlemde Veretebranın Uzunluğu
Len FVAP	: Vertebra Boşluğunun Önü İle Arkası Arasındaki Maksimum Mesafe
Len FVM	: Foramen Vertebralenin Maksimum Genişliği
Len PMM	: Mamilar Çıkıntılar Arkası Arasındaki Maksimum Mesafe
Len PSM	: Sagital Düzlemde Spinoz Çıkıntının Maksimum Uzunluğu
Len PTDPSP	: Sağ Transver Çıkıntı İle Spinoz Çıkıntı Arasındaki Uzaklık
Len PTM	: Processus Transversuslar Arasındaki Maksimum Uzaklık
Len PTSPSP	: Sol Transver Çıkıntı İle Spinoz Çıkıntı Arasındaki Uzaklık
Len SCVM	: Sagital Düzlemde Veretebranın Genişliği
Len SCVY :	: Sagital Düzlemde Veretebranın Yüksekliği
LR	: Lojistik Regresyon
Mcc	: Matthew Korelasyon Katsayısı
ML	: Makine Öğrenme
MPR	: 3D Curved Multiplanar Reconstruction
NUDVM	: Nu-Destek Vektör Sınıflandırması
PACS	: Picture Archiving and Communication System
PMD	: Processus mamilaris dextra
PMS	: Processus mamilaris sinistra
Proc.	: Processus
PSA	: Processus spinalis anterior
PSP	: Processus spinalis posterior
PTD	: Processus transversus dextra
PTS	: Processus transversus sinistra
RO	: Rastgele Orman Sınıflandırması
Sen	: Duyarlılık
Spe	: Belirleyicilik
SPSP	: Sagital processus spinalis posterior
TN	: Gerçek Negatif
TP	: Gerçek Pozitif

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Columna vertebralisin farlı yönlerden görünüşü (Sobotta; 2013)	5
Şekil 2.2. Vertebra Cervicales V (solda), Vertebra Cervicales VII (sağda) (Sobotta, Paulsen, & Waschke, 2013)	5
Şekil 2.3. Vertebrae Lumbales IV (Sobotta et al., 2013)	6
Şekil 2.4. Vertebrae Lumbales IV (Sobotta, 2013)	7
Şekil 2.5. Os sacrum (Sobotta, 2013)	7
Şekil 2.6. Os coccygis (Sobotta, 2013)	7
Şekil 2.7. Omurganın bölümleri (Aktekin, 2021)	8
Şekil 2.8. Vertebrae lumbales üzerinden vertebranın bölümlerinin gösterimi (Netter, 2002)	10
Şekil 2.9. Hounsfield tarafından geliştirilen ilk BT tarayıcı protipi	11
Şekil 2.10. a) 1975 yılında Siretom BT tarayıcısının oluşturduğu 128x128'lik beyin görüntüsü b) Günümüz BT tarayıcısının oluşturduğu 512X512'lik beyin görüntüsü	12
Şekil 2.11. BT cihazı üniteleri	13
Şekil 2.12. X-ışını tüpü	14
Şekil 2.13. Spiral BT	15
Şekil 2.14. Görüntü kalitesi ile piksel sayısı arasındaki ilişki	16
Şekil 2.15. Hounsfield skalasında gri tonların dağılımı	17
Şekil 2.16. Kısmi hacim etkisi	17
Şekil 2.17. Beyaz ve siyah karelerden oluşan ızgaranın her bir satır ve sütunu için saptanmış bir X-ray enerji absorbe edilmesinin şematik gösterimi	19
Şekil 2.18. .a) Gerçek görüntü, b) 45°'de sinogram görüntüsü c) 1°'den 180°'ye kadar olan toplam sinogram, d) Rekonstrüksiyon ile elde edilmiş görüntü (MATLAB ile elde edilmiştir.)	22
Şekil 2.19. Bir nesnenin $f(x,y)$ fonksiyonu olarak ve herhangi bir θ açısındaki $P\theta(t_1)$ izdüşümü (Kak & Slaney, 2001)	24
Şekil 2.20. Farklı açılarda gönderilen paralel ışınlar ile elde edilen izdüşümler (Kak & Slaney, 2001)	25
Şekil 3.1. Kişisel iş istasyonuna aktarılan hastane dataları	32
Şekil 3.2. Kişisel iş istasyonunda 3D Multiplaner Reconstruction (MPR) kullanıldığını gösteren ekran görüntüsü	32
Şekil 3.3. Kişisel iş istasyonunda Ortogonal düzleme getirilmemiş BT görüntüsü	33
Şekil 3.4. Kişisel iş istasyonunda Ortogonal düzleme getirilmiş BT görüntüsü	33
Şekil 3.5. Kişisel iş istasyonundan ortogonal düzleme getirilmiş BT görüntüsünün DICOM formatında kaydedilmesi aşamaları	33
Şekil 3.6. Kişisel iş istasyonundan ortogonal düzleme getirilmiş BT görüntüsünün DICOM formatında kaydedilmesi aşamaları	34
Şekil 3.7. Sekazu iş akış şeması	35

Şekil 3.8. Yer imi arayüzü 1. dosyası açma, 2. listeye kaydetme, 3.listeye ekleme yapma, 4. listedekileri değıştirme, 5.Listedekileri kaldırma, 6. Listedekileri temizleme.	36
Şekil 3.9. Nitelik arayüzü. 1. Dosya açma 2. Liste kaydetme 3. listeye ekleme 4. Niteliğı düzeltme 5. Listeden silme 6. Listeyi tamamen silme.....	37
Şekil 3.10. Etiketleme arayüzü. 1. Resim dosyasını yükleme. 2.Etiket dosyasını yükleme. 3. Koordinatları koordinat listesine ekleme. 4. Koordinatı listeden silme. 5. Etiket dosyası kaydetme. 6. Yer imi dosyası yükleme.	38
Şekil 3.11. Hesaplama arayüzü.1. Nitelikler dosyasını kaydetme 2. Koordinat dosyasını yükleme.	39
Şekil 3.12. ADA Güçlendirilmiş Sınıflandırması hesaplama ekranı 1. ML algoritmasını çalıştırma 2. Sonuç listesini silme 3. Hesaplanan sonuç dosyasını kaydetme 4. Nitelik dosyasını yükleme.	40
Şekil 3.13.Koordinatları bilinen iki nokta arasındaki mesafe	43



TABLolar DİZİNİ

Tablo 3.1 Transvers düzlemde görüntü üzerinde işaretlenen yer imi adları ve etiketleri	41
Tablo 3.2 Sagittal düzlemde görüntü üzerinde işaretlenen yer imi adları ve etiketleri.....	41
Tablo 3.3. Coronal düzlemde görüntü üzerinde işaretlenen yer imi adları ve etiketleri.	41
Tablo 3.4. Bu çalışmada ölçüm için belirlenen parametreler ve kısaltmalar (Length (len) uzunluklar iki yer imi ile angle (ang) açısı ise üç yer imiyle tanımlanmıştır.).....	42
Tablo 3.5. Manuel ve Sekazu programı ile yapmış olduğumuz hesaplamaların doğrulama tablosu.	45
Tablo 4.1. L1 için normal dağılım gösterenler.....	46
Tablo 4.2. L1 için normal dağılım göstermeyenler.....	46
Tablo 4.3. L2 için normal dağılım gösterenler.....	47
Tablo 4.4. L2 için normal dağılım göstermeyenler.....	47
Tablo 4.5. L3 için normal dağılım gösterenler.....	48
Tablo 4.6. L3 için normal dağılım göstermeyenler.....	48
Tablo 4.7. L4 için normal dağılım gösterenler.....	49
Tablo 4.8. L4 için normal dağılım göstermeyenler.....	49
Tablo 4.9. L5 için normal dağılım gösterenler.....	50
Tablo 4.10. L5 için normal dağılım göstermeyenler.....	50
Tablo 4.11. L1-L5 Tüm parametrelerin istatistiksel analizleri sonuçları.....	51
Tablo 4.12. L1 ADA sonuçları.....	52
Tablo 4.13. L1 KA sonuçları	52
Tablo 4.14. L1 EAS sonuçları.....	52
Tablo 4.15. L1 GGS sonuçları	53
Tablo 4.16. L1 GNB sonuçları.....	53
Tablo 4.17. L1 GSS sonuçları.....	53
Tablo 4.18. L1 KEYK sınıflandırıcı sonuçları.....	54
Tablo 4.19. L1 DDA sonuçları.....	54
Tablo 4.20. L1 DDVM sonuçları	54
Tablo 4.21. L1 NUDVM sonuçları	55
Tablo 4.22. L1 KDA sonuçları.....	55
Tablo 4.23. L1 RO sonuçları.....	55
Tablo 4.24. L1 DVM sonuçları	56
Tablo 4.25. L2 ADA sonuçları.....	56
Tablo 4.26. L2 KA sonuçları	56
Tablo 4.27. L2 EAS sonuçları.....	57
Tablo 4.28. L2 GGS sonuçları	57
Tablo 4.29. L2 GNB sınıflandırıcı sonuçları	57
Tablo 4.30. L2 GSS sonuçları.....	58

Tablo 4.31. L2 KEYK sınıflandırıcı sonuçları.....	58
Tablo 4.32. L2 DDA sonuçları.....	58
Tablo 4.33. L2 DDVM sonuçları.....	59
Tablo 4.34. L2 NUDVM sonuçları.....	59
Tablo 4.35. L2 KDA sonuçları.....	59
Tablo 4.36. L2 RO sınıflandırıcı sonuçları	60
Tablo 4.37. L2 DVM sonuçları.....	60
Tablo 4.38. L3 ADA sonuçları.....	60
Tablo 4.39. L3 KA sınıflandırıcı sonuçları	61
Tablo 4.40. L3 EAS sınıflandırıcı sonuçları	61
Tablo 4.41. L3 GGS sonuçları	61
Tablo 4.42.L3 GNB sonuçları.....	62
Tablo 4.43. L3 GSS sonuçları.....	62
Tablo 4.44. L3 KEYK sonuçları	62
Tablo 4.45. L3 DDA sonuçları.....	63
Tablo 4.46. L3 DDVM sınıflandırıcı sonuçları.....	63
Tablo 4.47. L3 NUDVM sonuçları	63
Tablo 4.48. L3 KDA sonuçları.....	63
Tablo 4.49. L3 RO sınıflandırıcı sonuçları	64
Tablo 4.50. L3 DVM sonuçları.....	64
Tablo 4.51. L4 ADA sonuçları.....	64
Tablo 4.52. L4 KA sonuçları	65
Tablo 4.53. L4 EAS sonuçları.....	65
Tablo 4.54. L4 GGS sonuçları	65
Tablo 4.55. L4 GNB sınıflandırıcı sonuçları	66
Tablo 4.56. L4 GGS sonuçları	66
Tablo 4.57. L4 KEYK sonuçları	66
Tablo 4.58. L4 DDA sonuçları.....	67
Tablo 4.59. L4 DDVM sonuçları.....	67
Tablo 4.60. L4 NUDVM sonuçları	67
Tablo 4.61. L4 KDA sonuçları.....	68
Tablo 4.62. L4 RO sonuçları.....	68
Tablo 4.63. L4 DVM sonuçları.....	68
Tablo 4.64. L5 ADA sonuçları.....	69
Tablo 4.65. L5 KA sonuçları	69
Tablo 4.66. L5 EAS sonucu.....	69
Tablo 4.67. L5 GGS sonuçları	70

Tablo 4.68. L5 GNB sonuçları.....	70
Tablo 4.69. L5 GSS sonucu	70
Tablo 4.70. L5 KEYK sonuçları	71
Tablo 4.71. L5 DDA sonuçları.....	71
Tablo 4.72. L5 DDVM sonuçları.....	71
Tablo 4.73. L5 NUDVM sonuçları	72
Tablo 4.74. L5 KDA sınıflandırıcı sonuçları	72
Tablo 4.75. L5 RO sonuçları.....	72
Tablo 4.76. L5 DVM sonuçları	73
Tablo 4.77. L1-L5 vertebraları için makine öğrenme algoritmaları doğrulama oranları	74
Tablo 5.1. Vertebral kemikler ile cinsel dimorfizm üzerine tanımlayıcı çalışmalar	81
Tablo 1. Karar Ağacı Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)	97
Tablo 2.Rastgele Orman Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2).....	98
Tablo 3.Destek Vektör Makina Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2) ...	99
Tablo 4.K-En Yakın Komşu Sınıflayıcı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)	99
Tablo 5.Gaussian Naive Bayes Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)....	99
Tablo 6. Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2).....	100
Tablo 7. ADA Güçlendirilmiş Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2) ...	100
Tablo 8.Extra Ağaçlar Sınıflandırması iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)	101
Tablo 9.NuDVM Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)	102
Tablo 10.Gradyan Güçlendirme Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)	103
Tablo 11.Karesel Diskriminant Analiz Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2).....	104

1. GİRİŞ

Kimlik tespitinde en önemli adımlardan bir tanesi cinsiyet tayinidir. Adli vakalarda yada arkeolojik kazılarda bulunan kemiklerden kişinin cinsiyeti, yaşı ve boyu gibi önemli bilgilere ulaşılabilir. Bu amaçla, üzerinde birçok kez çalışılmış ve güvenilirliği ispatlanmış olan kemikler kullanılır. Kafatası (Rogers, 2005), pelvis (Duric, 2005; Tague, 1989) ve uzun kemikler (Iskan, 1984; Steyn, 1999) en çok kullanılmış kemiklerdir.

Dikkatli bir şekilde kurallara uygun yapılan kazı çalışmaları, olay yerindeki tüm delillerin doğru bir şekilde toplanması ve vakaların aydınlatılmasında son derece önemlidir (Dayal, 2005). Kemikler olay yerinde sağlam olarak bulunmadığında ise süreç zorlaşır. Bu gibi durumlarda vertebraların sayıca çok ve hafif olmaları nedeniyle kimlik tespitinde avantaj sağlayabileceği düşünülmektedir (MacLaughlin, 1992). Fakat morfolojik olarak benzer özellikler gösterdikleri için diğerlerinden farklı özellikte olup ayırt edilebilen vertebralar öne çıkmaktadır. Vertebralar ölen kişi hakkında bir çok bilgi verebilir. Vertebrada bulunan bazı hastalıklar, skolyoz, tüberküloz gibi belirgin izler bırakabilir. Buna ek olarak vertebralar kişinin vücut yapısı ve mesleğiyle ilgilide bilgi verebilecek özelliktedirler (Bass, 1983; Milner, 1991).

Vertebraların, vücuttaki konumları nedeniyle temel bazı görevleri vardır: Baş, boyun ve gövdenin hareketlerine ek olarak, göğüs ve karın boşluğundaki organları taşır ve destek görevi yapar. Vücut ağırlığının büyük bir kısmını taşıyan ve pelvis aracılığıyla bu ağırlığı alt taraftaki kemiklere aktaran omurga, vücut dengesinde çok önemli rol üstlenmektedir (MacLaughlin, 1992). Tarih öncesi dönemde, avcılık görevini erkeklerin üstlenmesiyle kaslarının daha kuvvetli olduğu bilinmektedir. Erkeklerin kadınlara göre daha büyük bir yapıya sahip olması nedeniyle, pek çok iskelet parçasında morfolojik yöntemlerle cinsiyet tahmini yapılmaktadır. Vertebral sütunun vücut ağırlığı farkı nedeniyle, erkek ve kadında farklı büyüklükte olduğu düşünülmektedir. Vertebraların cinsiyetler arasındaki farklılıklarını göstermek amacıyla bir çok çalışma yapılmıştır. Ancak, diğer kemikler üzerine yapılan çalışmalarla karşılaştırıldığında bu çalışmalar yetersiz kalmaktadır. (Oner, 2019).

Kimlik tespitinde, DNA teknolojileri son yıllarda, güvenilirliğinin daha yüksek olması nedeniyle öne çıkıyor olsa bile, maliyet ve ulaşılabilirlik gibi hususlar dikkate

alındığında dezavantajları bulunmaktadır. Bu sebeple, ulaşılabilirliği daha kolay, düşük maliyetli ve hızlı metotlar tercih edilir olmuştur (Giurazza, 2013). Dolayısıyla, cinsiyet tespitinde günümüzde Osteometri tercih edilmektedir (Oner, 2019).

Teknolojik gelişmelerinde katkısı ile iskelet üzerinden kimlik tespiti için yapılan yeni çalışmalar, yeni yöntemleride beraberinde getirmiştir. Bilgisayarlı tomografi (BT) görüntüleme, matematiksel algoritmalar ve yeni görüntüleme yöntemlerini de kapsayan teknolojik gelişmeler Adli Antropoloji'ye farklı bakış açıları kazandırmıştır. Bu gelişmelerin sonucu olarak, kimliklendirme çalışmalarında daha doğru ve net sonuçlar elde edilmeye başlanmıştır (Yerli, 2021).

Bilgisayarlı tomografi görüntüleri, rekonstrüksiyon işleminin sunduğu imkanlar, yaş yanlışlığından daha az etkilenmesi ve aynı zamanda geniş bir veri kaynağı sunuyor olması nedeniyle cinsiyet tahmininde tercih edilirliliğini artırmıştır (Colman, 2019). Savaş, yangın, doğal afet, kaza gibi toplu ölümlerin yaşandığı durumlarda hızlı ve güvenilir sonuç verir. Bu tip facialarda yumuşak doku bozulmaları olabildiğinden kemik yapıların BT görüntülerinin kullanılması cinsiyet tespiti için önem arz etmektedir (Ali, 2018).

Bu çalışmada; cinsiyet tahmini için, sık kullanılan kafa ve pelvis kemiklerine ulaşamadığı durumlarda sayıca çok olan ve kemik yoğunlukları nedeniyle daha iyi korunabilen lumbar vertebraların BT görüntüleri üzerinden antropometrik ölçüm yöntemleri ve makine öğrenme algoritmalarının kullanılması amaçlanmıştır.

2. GENEL BİLGİLER

2.1. Antropoloji

Bir sosyal bilim olan antropoloji (Latince: anthropologia "insan bilimi"), insanla ilgilenen bilim anlamına gelir ve insanın biyolojik ve kültürel özelliklerini tüm yönleriyle inceler (Hakan, 2017).

Bir insan ve kültür bilimi olan antropoloji; genel olarak fiziksel /biyolojik ve sosyal/kültürel antropoloji olarak ikiye ayrılır (Bostan, 2016).

Adli antropoloji ise Fiziksel antropolojisinin alt dalı olup amacı, adli vakalarda hayatını kaybetmiş olan bireylerin iskeleti vasıtasıyla cinsiyet, yaş, boy gibi biyolojik özelliklerinin ortaya çıkarılmasıdır (Pisor, 2019).

2.2. Kimlik Tespiti

Bir insanın tanınmasında, tanımlanmasında ve diğer insanlardan ayırt edilmesinde önemli olan tüm özelliklerine "kimlik" adı verilir. Yaşayan ya da ölü bir kişinin bu özelliklerinin tespit edilmesine ise "kimlik belirtimi" (kimlik tespiti) denir. Kimlik, adli ve tıbbi olmak üzere iki bölüme ayrılır. Tıbbi kimlik kişinin, kilo, boy, vücut yapısı gibi özelliklerini içerir. Adli kimlik ise cinsiyet, yaş, etnik köken ve statüsü gibi bilgilerini içerir (Zeyfeoglu, 2001).

2.3. Kimlik Tespitinde Cinsiyetin Önemi

Adli bir vakada, kimlik tespitinin en kolay ve en hızlı bir şekilde yapılabilmesi için cinsiyetin tespit edilmesi gerekir (Oner, 2019). Cinsiyet belirlendikten sonra diğer kimlik özellikleri hakkında da daha hızlı ve doğru karar verilmesi sağlanabilir (Colman, 2019).

2.4. Lumbal Vertebra İskeletinin Cinsiyet Tespitinde Önemi

Cinsiyet tahmininde iskelette bulunan her kemik aynı derecede dimorfik olmayabilir. Morfolojik yöntemle cinsiyet tahmini için en iyi sonucu veren kemikler sırasıyla, pelvis, kranyum, uzun kemikler, kostalar, vertebralar, klavikula ile el ve ayak kemikleridir (İşcan, 2005).

Ölen kişi hakkında vertebralar, sayı ve yapıları nedeniyle pek çok bilgi verebilirler. Bu kemikler, kişinin vücut yapısı ve hatta mesleği hakkında bilgi

verebilir (Milner, 1991; Ünlütürk, 2013). Ayrıca skolyoz ve tüberküloz gibi hastalıklar vertebrada bazı izler bırakabilmektedir (MacLaughlin, 1992; Ünlütürk, 2013). Bu nedenle vertebra, adli tıpçılar için son zamanlarda önemli bir veri kaynağı haline gelmiştir (Ünlütürk, 2013).

Kimliklendirme amacıyla, insan iskelet sisteminden yapılan çalışmalara bakıldığında, vertebra kullanılarak yapılan çalışmalar uzun kemik, pelvis ya da kafatası gibi kemikleri ile yapılan çalışmalara göre çok daha sınırlı sayıda kalmıştır. Ancak, vertebra ile yapılan araştırmalardan, özellikle yaş ve cinsiyet tespitinde güvenilir sonuçlar elde edilmektedir (Azofra-Monge, 2020; Decker, 2019; Hora, 2018; Oura, 2018).

2.5. Columna Vertebralis (Omurga) Anatomisi

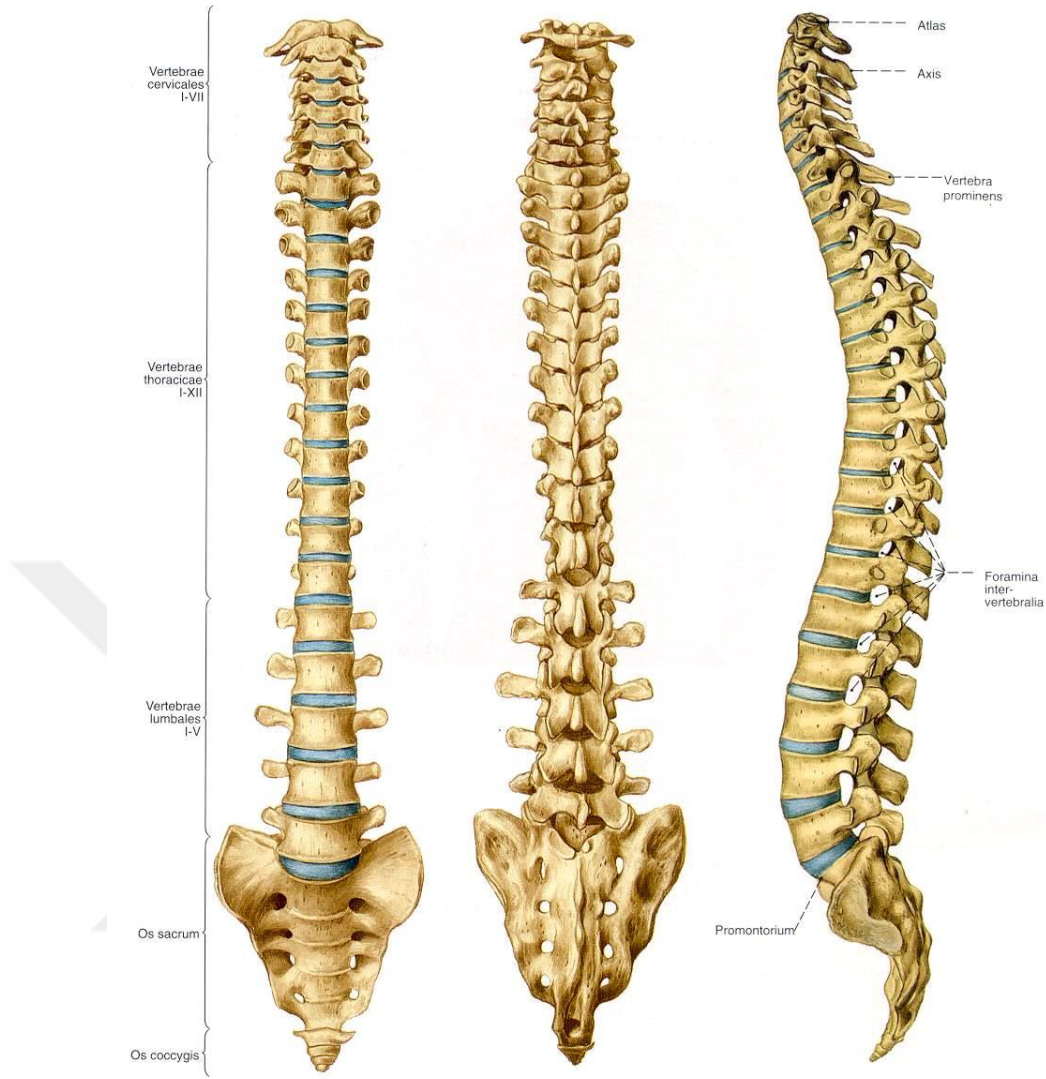
Şekil 2.1’de görüldüğü gibi columna vertebralis, discus intervertebralislerle bağlantılı olan, 33 tane vertebra’nın bir araya gelmesi ile oluşan ve cranium’dan coccyx’e kadar uzanan önemli bir anatomik yapıdır (Saluja, 2015).

Columna vertebralis ve costae’ler, sırt bölgesinin iskeletini oluşturur. Columna vertebralis, erkeklerde ortalama 70 cm, kadınlarda ise 60 cm uzunluğundadır (Arifoğlu, 2019).

Esnekliği sayesinde medulla spinalisi korur, vücut ağırlığını taşır, vücudun postur ve hareketinde önemli rol alır (Desdicioğlu, 2017).

Columna vertebralis’i oluşturan omurlar 24 eklem aracılığıyla birbirine bağlanır. Aralarında discus intervertebralis adı verilen 23 tane discus vardır (Arıncı & Elhan, 2014). Sonraki 9 vertebra’dan 5’i birleşerek os sacrum’u diğer 4’ü ise os coccygis’i oluşturur. Bunlara yalancı veya sabit vertebra’lar adı verilir (Sunar, 2013).

İki adet lordoz ve iki adet kifoz olacak şekilde sagittal düzlemde 4 tane eğrilik vardır. Kifozlar arkadan dışbükey, lordozlar ise öne dışbükey olan eğriliklerdir. Kifozlar torakal ve sakral bölgede lordozlar ise servikal ve lumbal bölgededirler ve bulundukları bölüme göre adlandırılırlar (Gökmen, 2003).

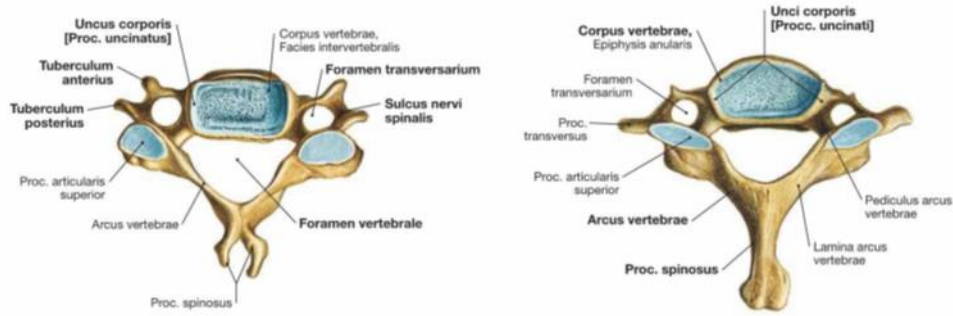


Şekil 2.1. Columna vertebralisin farklı yönlerden görünüşü (Sobotta; 2013)

2.6. Columna Vertebralis'in (Vertebra Kolonunun) Bölümleri

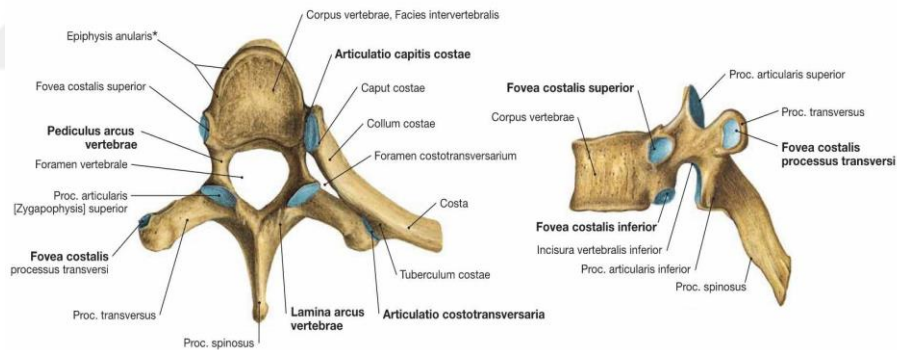
Bulundukları yerlere göre columna vertebralis'i oluşturan vertebralar, vertebrae cervicales, vertebrae thoracicae, vertebrae lumbales ve vertebrae coccygeae olarak dörde ayrılırlar (Şekil 2.1.) (Cumhur, 2001).

Vertebrae cervicales 7 adet olup, Atlas, axis ve vertebra prominens atipik özelliktedir. Diğer 4 adet servikal vertebralar ise tipik servikal vertebralardır. Şekil 2.2.'de görüldüğü gibi, corpus'ları küçük, for. vertebrae'leri daha geniş üçgen şeklindedir. Processus spinosus'ları tipik olanlarda çatallanmış, processus transversus'larında for. transversarium olması önemli bir farklılıktır (Arifoğlu, 2019).



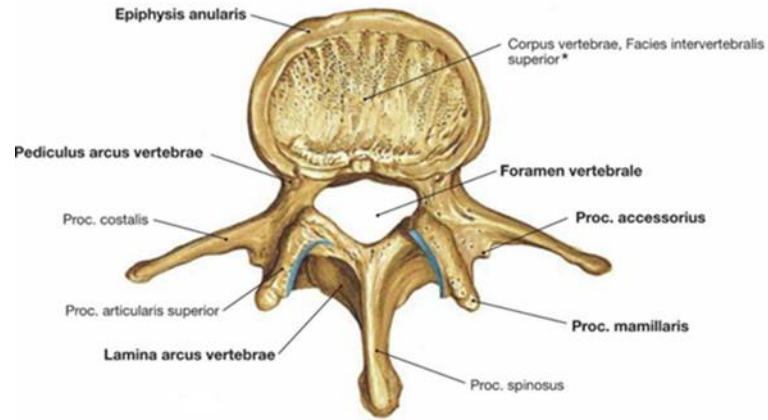
Şekil 2.2. Vertebra Cervicales V (solda), Vertebra Cervicales VII (sağda) (Sobotta, 2013)

Vertebra cervicales'den sonra vertebrae thoracicae olarak devam eder; vertebrae thoracicae 12 tanedir. Diğer torakal vertebralara göre 11. torakal vertebra (T11)'nın gövdesi (corpus) daha büyüktür. Gövdede tek ve tam kostal eklem yüzeyi olması ve transvers proseslerinde eklem yüzeyi olmamasından dolayı 12. torasik vertebra (T12), 11. torasik vertebra (T11) ile benzer özelliktedir. Buradaki en ayırıcı özellik, inferior eklem yüzeylerinin paralel olmaması ve dışa doğru bakmasıdır. Şekil 2.3'te görüldüğü gibi, gövdesi, laminası ve spinal çıkıntısı vertebrae lumbales ile benzerdir (Ünlütürk, 2013).



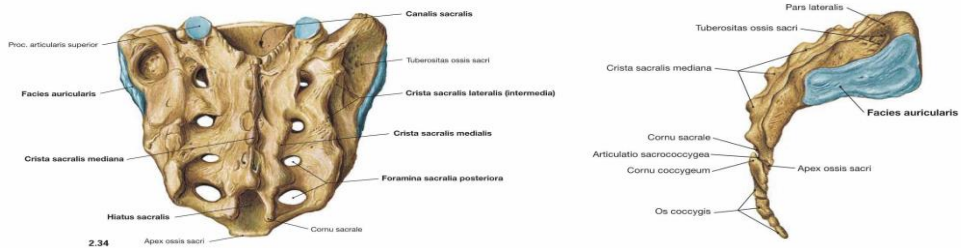
Şekil 2.3. Vertebrae Thoracicae V (solda), Vertebrae Thoracicae VI (sağda) (Sobotta, 2013)

Vertebrae lumbales beş adet olup, corpus'larına transvers düzlemde bakıldığında şekil 2.4.'te görüldüğü gibi geniş ve böbrek seklindedir. Pediculus arcus vertebrae kısa ve kalındır. Processus spinosus kısa ve yassı şekildedir. For. Vertebrale ise üçgen şeklidir (Marieb, 2017).

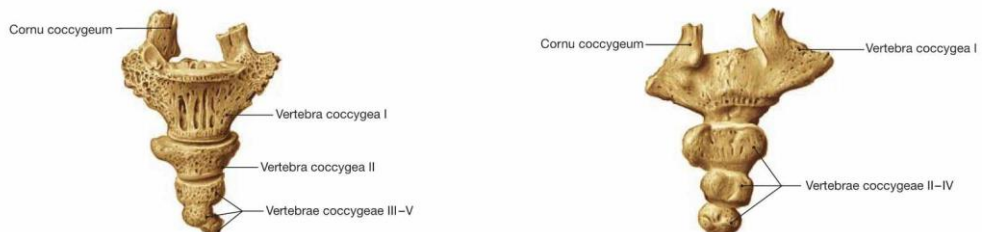


Şekil 2.4. Vertebrae Lumbales IV (Sobotta, 2013)

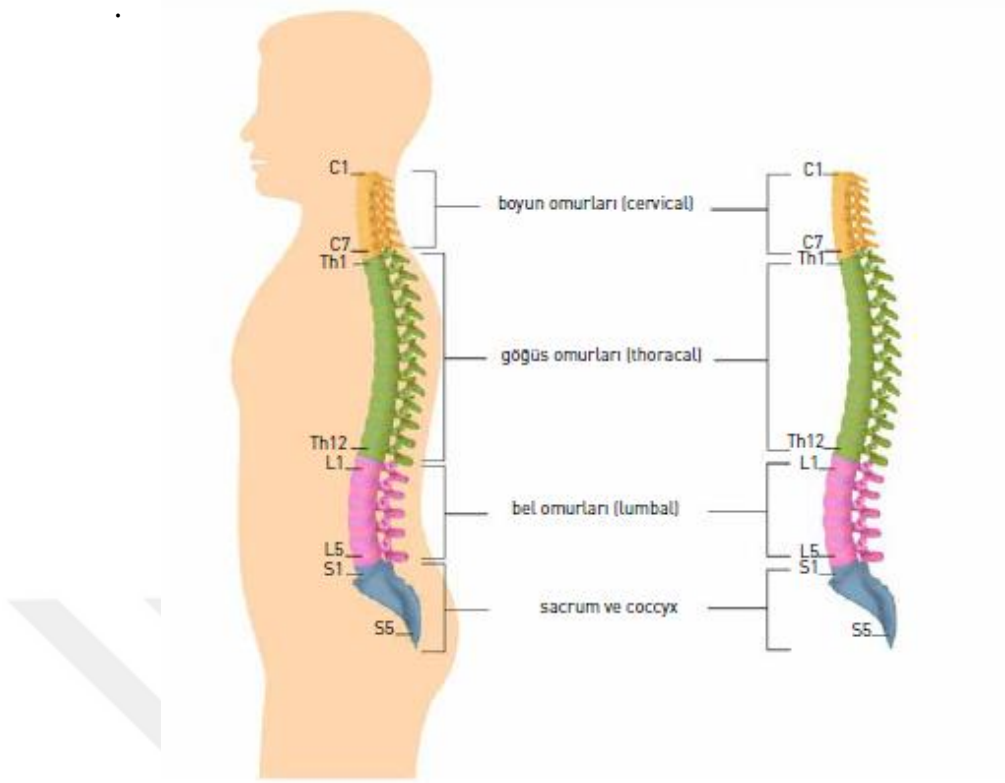
Yeni doğanda 5 vertebrae olup, Şekil 2.5.'te görülen ve yetişkinlerde birleşen kemiğe os sacrum denilmektedir (Arifoğlu, 2019). Şekil 2.6'da görülen Os coccygis, kuyruk sokumu kemiğimiz olup, küçük ve üçgen şeklindedir. Dört (bazı kişilerde beş) vertebrae'nın birleşmesiyle meydana gelir (Marieb, 2017). Os coccygis, embriyonun sahip olduğu kuyruğun kalıntısı olup pelvik tabanı destekleyerek istemli harekete katkı sağlayan önemli bir işlevi vardır (Yoon, 2016).



Şekil 2.5. Os sacrum (Sobotta, 2013)



Şekil 2.6. Os coccygis (Sobotta, 2013).



Şekil 2.7. Omurganın bölümleri (Aktekin, 2021)

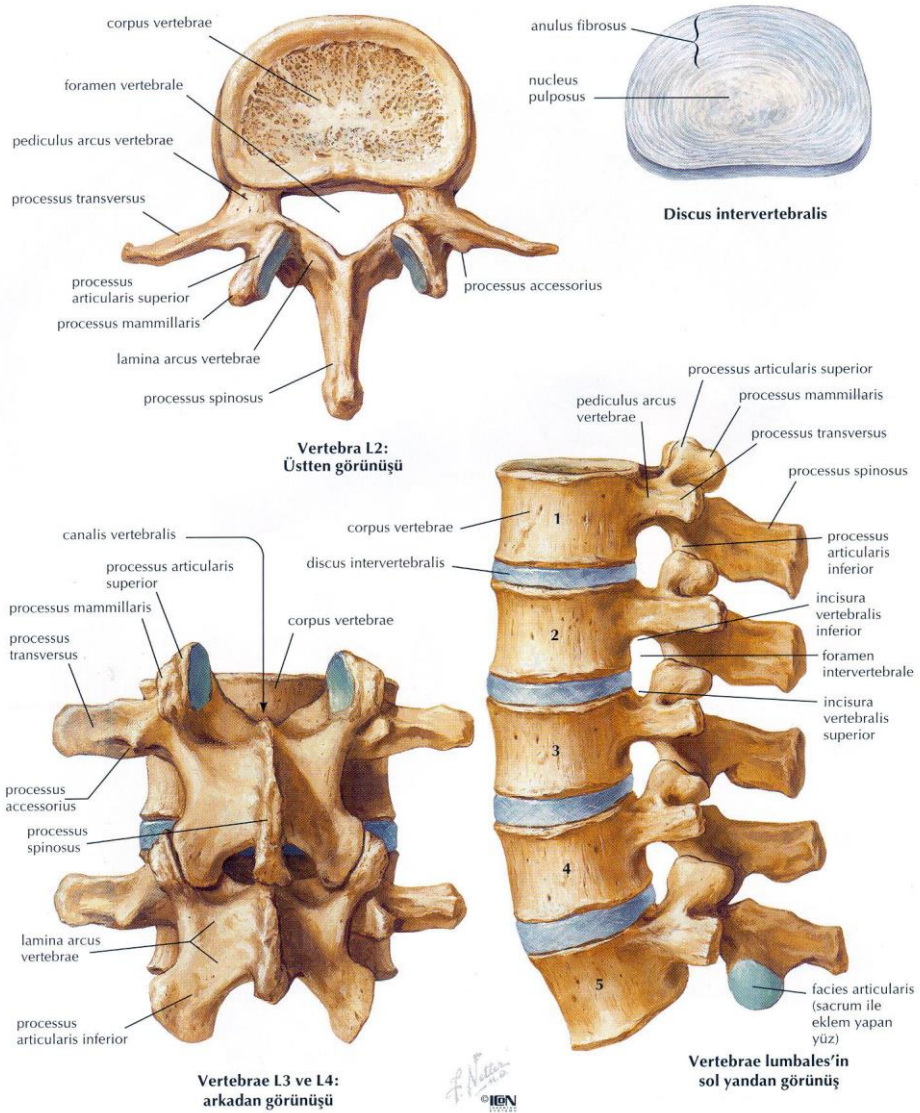
2.7. Vertebrae'nin Genel Özellikleri

Vertebrae'ler bazı farklı özelliklere sahip olmasına rağmen genel olarak benzer özellikler gösterirler. Yeni doğan vertebrae'leri, bulundukları yerlerden bağımsız birbirine benzerdir. Büyüme sırasında artan hareket, ağırlık, vertebrae'lara yapışan kasların etkileri sonucunda, vertebrae şekilleri arasında farklılıklar görülür (Cumhur, 2001). İnsanın ayırtedici özelliği olan columna vertebralis, tüm omurgalıları gibi vücuttaki hareketin her yönünü fonksiyonel bir şekilde birleştiren kompleks bir sistemdir (Hawes, 2006).

2.8. Vertebrae Lumbales (Lumbar Vertebra)

Şekil 2.7.'de görülen ve bel bölgesinde bulunan vertebrae lumbales, beş adet vertebrae'dan oluşur. Bel bölgesine daha fazla ağırlık bindiğinden lumbar vertebrae'lerin gövdeleri presakral vertebrae'ler arasında en büyük olanlarıdır. Şekil 2.8'de görüldüğü gibi, gövdelerin diskal yüzleri böbrek şeklinde, konkav ve ön kısmı arka kısmından daha kalındır (Arıncı, 2014; Yıldırım, 2017). Foramen transversarium'larının olmayışı servikal vertebra'lardan, gövdeleri ve transvers çıkıntılarında eklem yüzü olmayışı ise torakal vertebra'lardan ayrılan belirgin

özellikleridir (Arıncı, 2014). Vertebral foramenleri üçgen şeklinde olup, torakal vertebralarından daha büyük, servikal vertebra'larından daha küçüktür (Standring, 2020). Pedikülü kısa olup gövdenin üst yarısına tutunur. Bu sebeple alt vertebral çentik daha büyük görünür. Spinöz çıkıntıları dörtgen şekilli, kısa, kalın ve neredeyse horizontale yakındır. Arka ve alt kenarları daha kalındır. (Arıncı, 2014; Standring, 2020). Sagittal durumda, artiküler çıkıntılar yukarı ve aşağıya doğru uzanırlar. Üst artiküler çıkıntılar eklem yüzleri arka-içe, alt artiküler çıkıntılar eklem yüzleri ise öne-dışa dönüktür. Üst artiküler çıkıntılar arka kenarları üzerinde processus mammillaris denilen lumbal vertebra'lara özgü çıkıntılar vardır (Yıldırım, 2017). Buralara mm. multifidus ve mm. intertransversarii tutunur. Beşinci çift hariç transvers çıkıntılar ince ve uzundurlar. Köklerinin arka alt kısımlarında proc. accessorius adı verilen küçük çıkıntılar bulunur (Standring, 2020). Transvers çıkıntılar sağda ve solda uzanan ince ve uzun birer çıkıntı şeklindedirler. Bu çıkıntılar esas transvers çıkıntıya bağlanan gelişmemiş kostadan ibaret olduğundan processus costiformis ya da processus costalis olarak da adlandırılır (Yıldırım, 2017). Laminaları geniş ve kısadır (Arıncı, 2014). Beşinci lumbal vertebra, gövdesinin ön kısmının daha kalın olmasıyla diğerlerinden ayrılır. Presakral vertebra'lar arasında en büyük transvers çıkıntıya sahiptir. Bu çıkıntı pedikülün tamamı ile gövdenin arka-dış bölümüne tutunur. Spinöz çıkıntısı oldukça kısa ve uç kısmı yuvarlaktır (Arıncı, 2014; Yıldırım, 2017).

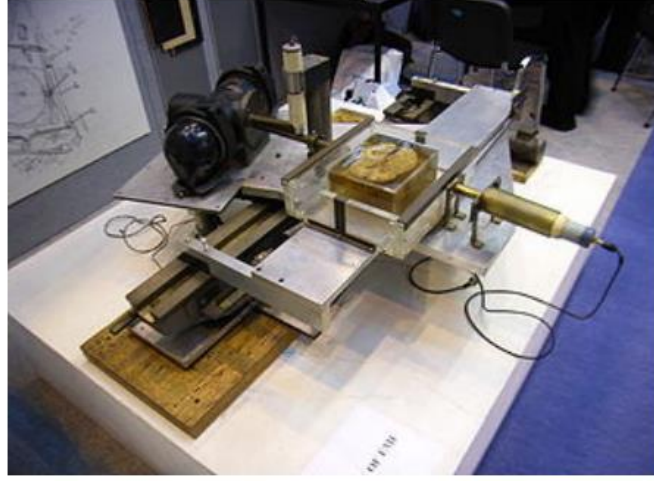


Şekil 2.8. Vertebrae lumbales üzerinden vertebranın bölümlerinin gösterimi (Netter, 2002)

2.9. Bilgisayarlı Tomografi

2.9.1. Bilgisayarlı Tomografinin Geçmişi

Tomografi kelimesi, Yunanca tomos (dilim, kesit) anlamına gelmektedir (Sprawls, 1987). Bilgisayarlı tomografi (BT), 1972’de İngiltere’de, İngiliz mühendis Godfrey Hounsfield (Colsher, 1980) ve Güney Afrika doğumlu Massachusetts Tufts Üniversitesinde çalışan fizikçi Allan Cormack (Gordon, 1970) tarafından keşfedilmiştir. X-ışınlarının keşfedilmesinin ardından en büyük buluş olarak kabul edilerek, 1979’da iki bilim adamınada Nobel ödülü kazandırmıştır. BT’den elde edilen yüksek kaliteli kesitsel görüntüler hastalıkların tanısında oldukça başarılı olmuş ve yoğun ilgi görmüştür (Demir, 2014).



Şekil 2.9. Hounsfield tarafından geliştirilen ilk BT tarayıcı protipi

Röntgen görüntülemesindeki gibi BT cihazlarında da X-ışınları kullanılır ve her ikisinde de X-ışını tüpü bulunur. Ancak BT cihazındaki x-ışını tüpü cihazın hareketli olan tünel şeklindeki gantri adı verilen bölümünde yer alır (Kalender, 2006).

İlk BT cihazları 1974 ile 1976 yılları arasında kliniklerde kullanılmaya başlanmıştır. 1976 yılının son dönemlerinde ise tüm vücudu tarayabilen BT sistemleri kliniklerde yerini almıştır (Arslan, 2005).

İlk kez ülkemizde 1975’te Hacettepe Üniversitesi’nde kullanılmaya başlanmış olup yönteme “Bilgisayarlı Beyin Tomografisi” (BBT) adı verilmiştir (Demir, 2014).

Hounsfield’in geliştirdiği ilk BT cihazı ile yaptığı bir tarama için geçen süre saatler alırken, bu verilerden tek bir görüntü elde etmek ise günler alıyordu. Günümüzde kullanılan çoklu-kesit BT sistemleri ile 350 ms içinde 4 kesit ve 1 saniyeden daha az bir sürede milyonlarca veriden 512 x 512 matrislik bir görüntü oluşturulabilmektedir. Tüm göğüs günümüz BT tarayıcıları ile 5-10 saniye arasında kısa bir sürede taranabilmektedir (Arslan, 2005).

25 yıllık gelişim süreci içerisinde BT cihazının tarama hızında, konforunda ve görüntü çözünürlüğünde çok önemli ilerlemeler kaydedilmiştir. Bu tür çalışmaların temel amacı, en düşük doz x ışını ile en kaliteli görüntüyü elde edebilmektir (Arslan, 2005).



a)



b)

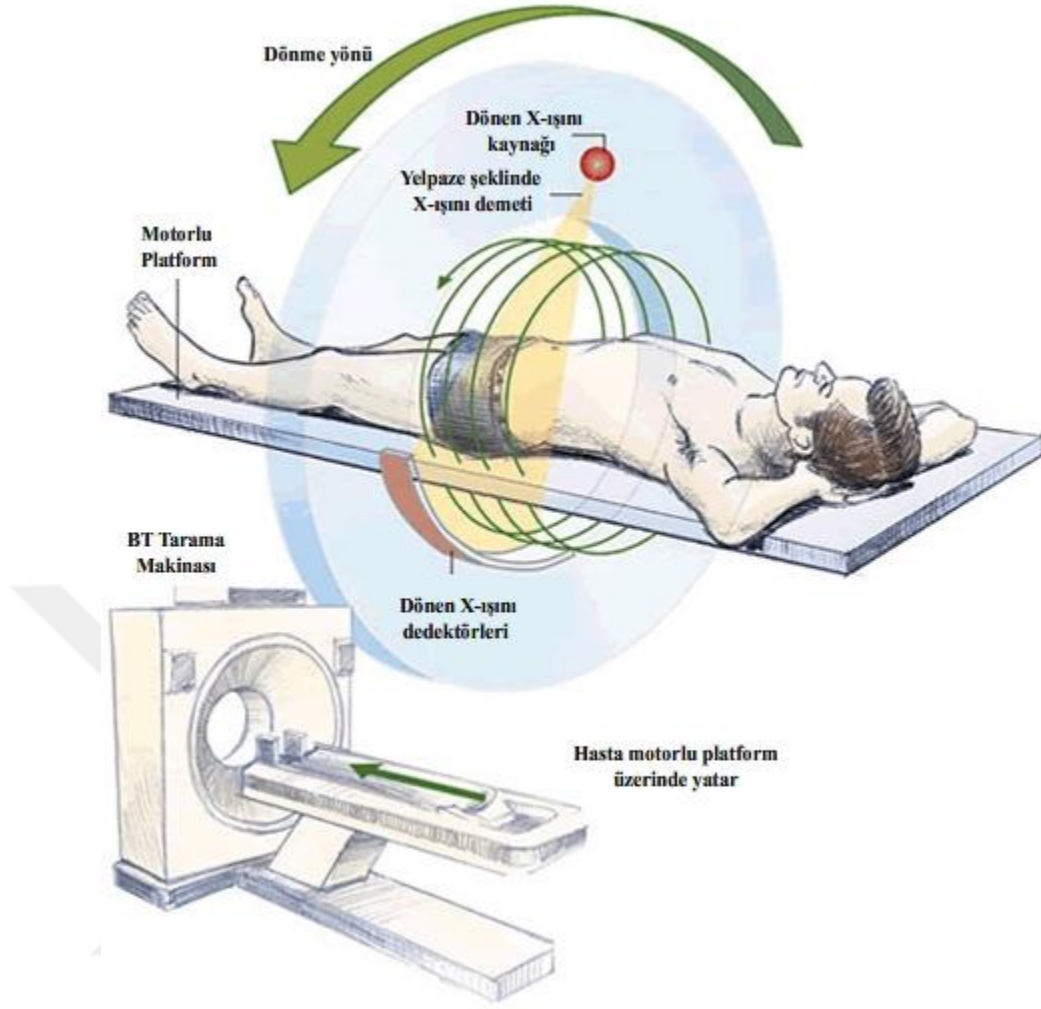
Şekil 2.10. a) 1975 yılında Siretom BT tarayıcısının oluşturduğu 128x128'lik beyin görüntüsü b) Günümüz BT tarayıcısının oluşturduğu 512X512'lik beyin görüntüsü

2.9.2. Bilgisayarlı Tomografi Cihazının Ana Ünite ve Elemanları

Bilgisayarlı tomografi cihazlarında üç ana bölüm bulunmaktadır. Bunlar tarama, bilgisayar ve görüntüleme bölümleridir (MEB, 2011).

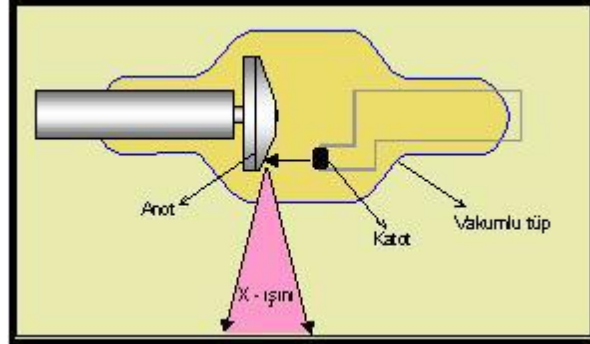
2.9.2.1. Tarama bölümü

Tarama bölümü, gantri ve hasta masası olmak üzere iki bölümden oluşmaktadır. Gantri içerisinde x-ışını tüpü ve dedektörler bulunur. Ortasında, hastanın girdiği yuvarlak gantri açıklığı denilen bir açıklık mevcuttur. Gantri, öne ve arkaya doğru +30 ile -30 derece arasında hareket özelliğine sahiptir. Bu özellik, x-ışınlarının, incelenecek bölgeye en uygun şekilde ulaşmasını sağlamaktadır (MEB, 2011).



Şekil 2.11. BT cihazı üniteleri

Havası alınmış x-ışını tüpüne, yüksek voltaj uygulandığında, katottan anota doğru hızlandırılan elektronların anota çarparak yüksek atom numaralı metal ile etkileşmeleriyle X-ışınları oluşmaktadır (Kaya, 1997).



Şekil 2.12. X-ışını tüpü

Bilgisayarlı tomografide, tüpten çıkan x- ışını kolime edilerek yelpaze şeklinde bir x- ışını demeti haline getirilir ve bu şekilde, alınan görüntünün kalitesinin artması sağlanırken hastanın maruz kaldığı radyasyon miktarı azaltılmış olur (MEB, 2011).

BT’de dedektör, BT sisteminin önemli bir bileşenidir, çünkü x-ışını tüpünden çıkan x-ışını demeti, hasta vücudundan geçerek gelen zayıflatılmış radyasyonu algılar daha sonra sayısallaştırarak analog sinyallere ya da dijital verilere dönüştürür (Demir, 2014; Seeram, 2015).

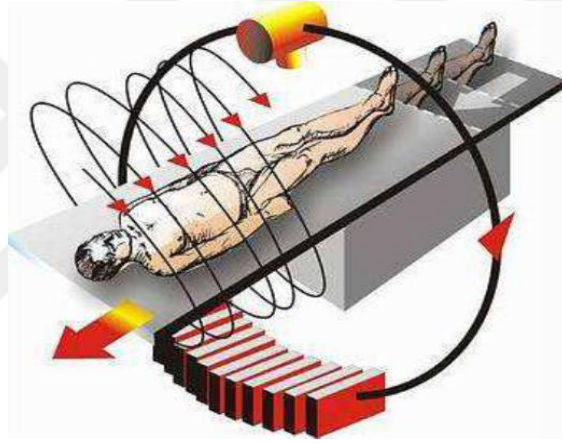
Günümüz teknolojisiyle üretilen BT cihazlarında, xenon gazı içeren dedektörler kullanılmaktadır. Bu tür dedektörlerde, x-ışını enerjisini ışığa dönüştüren katı sintilasyon kristalleri bulunur. Oluşan ışık, fotodiyot ya da fotoçoklayıcı tüp aracılığıyla elektrik sinyaline dönüşür (Yaffe, 1977).

BT tarayıcılarında dünden bugüne dedektörlerin tarama esnasında hareketleri ve ne şekilde yerleştirildikleri sürekli değişmiştir. Dedektörler gelişim sırasına göre birinci, ikinci, üçüncü, dördüncü ve beşinci jenerasyon olarak gruplandırılır (Romans, 2010).

En son veriyon olan beşinci nesil (Ultrafast BT) cihazlarda tüp ve dedektör hareketi tamamen ortadan kaldırılmıştır. Gantry çok büyük bir x-ışını tüpü haline getirilerek, yüksek güçlü 4 tungsten hedef anod halkasına sahiptir. Böylelikle katottan anoda doğru giden elektron demeti hasta etrafında çok kısa dolaşarak x ışını üretir.

Beşinci nesil BT cihazlarında düşük ve yüksek rezolüsyon olarak iki mod bulunur. Düşük rezolüsyon modu, saniyenin yarısı, yüksek rezolüsyon modu ise, 0,1-0,4 saniye gibi kısa bir sürede kesit almaktadır (Kalender, 2006). Beşinci nesil BT cihazları daha çok kardiyak tarama alanında tercih edilmektedir. Fakat kullanım alanının kısıtlı ve ekipmanlarının çok pahalı olması önemli bir dezavantaj olarak karşımıza çıkmaktadır (Sürmen, 2022).

En son teknoloji ile üretilmiş olan Spiral (Helikal) BT’de, X-ışını tüpü ve dedektörler birbirleri ile senkronize bir şekilde yüksek hızla hastanın çevresinde 360 derece dönüş yaparken, hasta masası da gantri ile birlikte hareket eder (Şekil 2.13). x-ışını tüpü 360 derecelik bir tam turu 1 saniyeden kısa bir sürede yaparken tüm vücut BT görüntüsü ise birkaç dakikada tamamlanabilmektedir (Kalender, 2006).



Şekil 2.13. Spiral BT

2.9.2.2. Bilgisayar Ünitesi

Tarayıcı ünitelerden gelen bilgilerin işlendiği ve değerlendirildiği sistemin tamamına bilgisayar ünitesi adı verilir. Bu üniteye verilerin işlenmesi ve değerlendirilmesi aşamaları birçok karmaşık matematiksel işlem ve algoritma ile gerçekleştirilir. Bilgisayarların bu karmaşık matematiksel işlemleri gerçekleştirebilmesi için ise yüksek kapasiteye sahip olması gerekir (MEB, 2011).

Bilgisayar ünitesi, BT sisteminin en önemli bölümünü oluşturmaktadır. Operatörün uygun tarama parametrelerini seçerek taramayı başlatmasıyla tüm prosedürler artık bilgisayarın kontrolündedir. X-ışınının gönderilmesi, dedektörlerin uygun şekilde açılıp kapanması, veri transferi bunlardan bazılarıdır (Arslan, 2005).

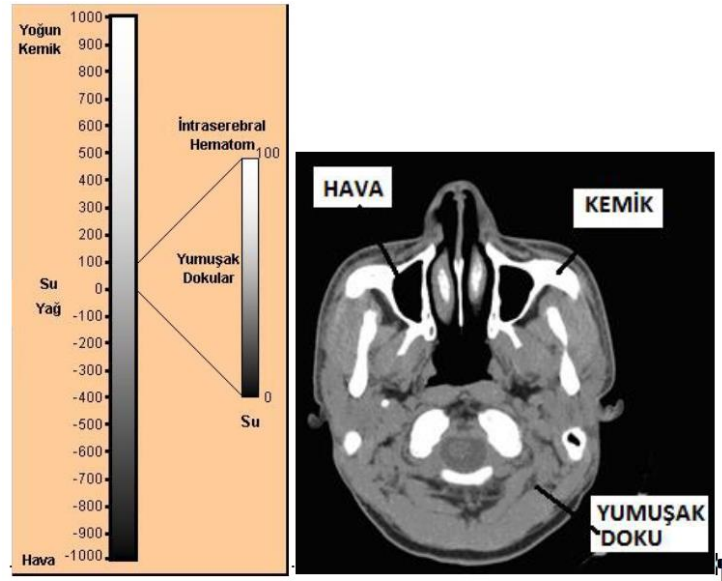
2.9.2.3. Görüntü Ünitesi

BT’de görüntü oluşturma temelini, hasta vücudundan geçerken zayıflayan x-ışınlarından elde edilen izdüşüm ölçümlerinin dijital ortama aktarılmasıdır. X-ışınları vücudun atom numarası yüksek (kemik vb.) olan bölgelerinde daha fazla, düşük atom numaralı (akciğer vb.) ortamlarda ise daha az soğurulur. Daha sonra soğrulan bu radyasyon BT dedektörleri tarafından dedekte edilerek vücudun bir radyasyon haritası elde edilir. X-ışınlarının şiddeti dokuya gönderilmeden önce ve geçtikten sonra ölçülülerek aradaki fark dokunun radyasyonu zayıflatma oranını verir. Bu nedenle BT görüntüleme yöntemi transmisyon (geçme) prensibine dayanır (Kaya, 1997).



Şekil 2.14. Görüntü kalitesi ile piksel sayısı arasındaki ilişki

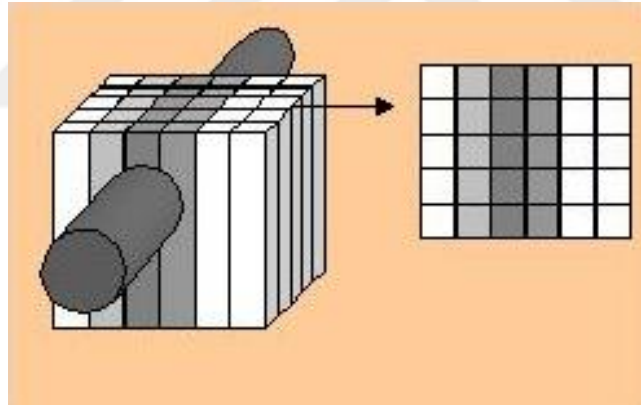
Bilgisayarlı Tomografi görüntüleri, Röntgen görüntülerinin aksine üç boyutlu olup kalınlık boyutuna sahiptir. Bu nedenle pikseller voksel olarak tanımlanır. Voksel’in hacmi tomografik görüntünün kalitesini belirler. BT görüntüleme esnasında dokulardan geçerken zayıflayan radyasyonun zayıflama oranı bu voksel elemanlarına sayısal olarak kaydedilir. Bilgisayar programları aracılığıyla voksellere Hounsfield Skalası denilen bir cetvele göre bir sayı değeri atanır. Bu sayısal değerler, yoğunluğu sudan yüksek olan dokularda artı, düşük olanlarda ise eksi değerlerdedir. Daha sonra bu sayısal değerler Hounsfield skalası doğrultusunda siyah, beyaz ve gri tonları içeren görüntüye dönüştürülür (İnal, 2007).



Şekil 2.15. Hounsfield skalasında gri tonların dağılımı

Genellikle BT sistemlerinde Housfield birimleri kullanılmaktadır. BT numarası ile ona denk gelen zayıflama katsayısı arasındaki ilişki aşağıdaki gibidir;

$$BT \text{ sayısı} = (\mu_{doku} - \mu_{H_2O}) / (\mu_{H_2O}) \times 1000 \quad (2.1)$$



Şekil 2.16. Kısmi hacim etkisi

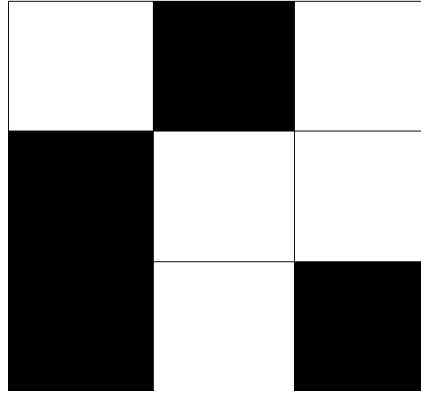
Sadece aksiyal düzlemde yapılmış tarama ile aynı zamanda koronal, sagittal veya farklı düzlemlerde kesitler alınabilmektedir. Özellikle kemik dokusu ve kontrast madde verildikten sonra vasküler yapılarıdaki vokseller aracılığıyla üç boyutlu görüntüler elde edilmekte ve görüntünün yorumu kolaylaştırılmaktadır. Bu işlemlere rekonstrüksiyon ya da reformasyon adı verilmektedir (Kaya, 2020).

İnsan gözü normalde yaklaşık yirmi gri tonu ayırt edebilir. Pencereleme işlemi ile hounsfield cetvelindeki +1000 ile -1000 arasında gri tonların ayırd edilmesi sağlanmaktadır. Pencereleme sistemi, pencere genişliği (window with) ve pencere seviyesi (window level) aşamalarından oluşur.

2.9.3. Görüntü Yeniden Oluşturmada Temel Matematiksel İşlemler

Görüntü yeniden oluşturma teknikleri, 1917 yılında Radon'un bir dizi projeksiyondan görüntü yeniden yapılandırma sorununa matematiksel çözümler geliştirmesiyle başlamıştır. Bu teknikleri önce yerçekimi problemlerine uygulamıştır. Daha sonra astronomiden elektron mikroskobuna kadar birçok alanda kullanılmıştır. İnsan vücudunun görüntüleri, farklı konumlardan çok sayıda projeksiyon kullanılarak yeniden oluşturulmuştur. Projeksiyonlardan görüntü rekonstrüksiyonu 1960'larda Oldendorf gibi araştırmacıların çalışmaları sayesinde nihayet tıpta uygulanmaya başlamıştır. Ramachandran ve Lakshminarayanan (1971) tarafından geliştirilmiş bu algoritmalar, daha sonra Shepp ve Logan (1974) tarafından görüntü kalitesini ve işlem süresini iyileştirmek için kullanılmıştır. Bu teknik daha eksiksiz olarak, Herman (1980) tarafından "İzdüşümlerden görüntü yeniden yapılandırması, sonlu sayıda bilinen konumlar boyunca çizgi integrallerinin tahminlerinden iki boyutlu bir dağılımın bir görüntüsünü üretme sürecidir." ifadesiyle verilmiştir. Cormack 1963'te nükleer tıba yeniden yapılandırma tekniklerini uygulamış ve Hounsfield nihayet 1967'de dünyanın ilk klinik olarak yararlı BT tarayıcısında beyin görüntüleme amacıyla yeniden yapılandırma tekniklerini kullanmıştır. Bu çalışmalar iki tip BT sistemiyle sonuçlanmıştır: radyasyon kaynağının hastanın içinde olduğu emisyon BT (örneğin nükleer tıp) ve radyasyon kaynağının hastanın dışında olduğu iletim BT (örneğin, x-ışını görüntüleme). Her ikisi de görüntü rekonstrüksiyonunu içermektedir. Görüntü rekonstrüksiyonu ayrıca tanısal tıbbi sonografi ve manyetik rezonans görüntülemeye (MRI) kullanılmıştır (Hyatt, 2009).

Rekonstrüksiyon işlemini basitleştirilmiş bir şablon ile anlatmaya çalışalım:



Şekil 2.17. Beyaz ve siyah karelerden oluşan ızgaranın her bir satır ve sütunu için saptanmış bir X-ray enerji absorbe edilmesinin şematik gösterimi

Bir santimetre kalınlığındaki kare şeklinde bir dilim materyalimiz olduğunu varsayalım (Şekil). Kare her biri siyah veya beyaz olan daha küçük karelerden oluşan 3x3 lük dikdörtgen ızgaraya bölünür. Siyah kareler X-ray enerjisini absorbe etmezken, her bir beyaz kare X-ray enerjisini 1 birim absorbe eder. (Beyaz karelerin kemik, siyah karelerin hava gibi davrandığını söyleyebiliriz.) Şimdi, bir X-ray ışınının ızgaranın ilk satırı boyunca geçip 2 birim enerji kaybettiğini varsayalım. Bu ızgaranın ilk satırında iki kare beyaz ve bir kare siyah olması gerektiği anlamına gelir. Eğer bir X-ray ışını ızgaranın ilk sütunu boyunca geçip 1 birim enerji kaybederse, o zaman ilk sütun yalnızca bir beyaz kare içerir. Bu noktada, ilk satır ve sütunun durumu için yalnızca 4 ihtimal vardır, (Bu beş kare için ilk $2^5=32$ olasılık yerine) yani, 1. satır = BBS ve 1. sütun = BSS; 1. satır = BSB ve 1. sütun = BSS; 1. satır = SBB ve 1. sütun = SBS; veya 1. satır = SBB ve 1. sütun = SSB. Bu şekilde devam ederek, ızgaranın çeşitli satır ve sütunları için X-ray enerjisindeki kayıpları aşağıdaki gibi ölçtüğümüzü varsayalım; 1. satır $\rightarrow$ 2 birim kayıp, 2. satır $\rightarrow$ 2 birim kayıp, 3. satır $\rightarrow$ 1 birim kayıp; 1. sütun $\rightarrow$ 1 birim kayıp, 2. sütun $\rightarrow$ 2 birim kayıp, 3. sütun $\rightarrow$ 2 birim kayıp.

BT taramaları için matematiksel modeli kurarken, bir nesnenin yoğunluğu ve azaltma katsayısı için matematiksel tanımlara ihtiyacımız vardır (Beatty, 2012). Fotonlardan oluşan bir X-ray ışını demeti düşünüldüğünde, her bir foton aynı E enerji seviyesine sahiptir ve demet, ışın yolunun her santimetresi boyunca geçen saniyede aynı sayıda fotona sahip sabit bir frekansta yayılır. Eğer $N(x)$, saniyede x noktası boyunca geçen foton sayısını gösterirse o zaman x noktasındaki ışının yoğunluğu

$$I(x)=E.N(x) \quad (2.2)$$

ile bulunur. Ayrıca bir X-ray ışınının genişliğinin olmadığını (sıfır genişlik) ve kırılarak yayılmadığını varsayabiliriz.

X-ray ışınının geçtiği her madde, maddenin her bir milimetresinden geçen fotonların belirli bir oranını absorbe etme özelliğine sahiptir. Maddeye özgü olan bu oran, ortamın azaltma katsayısı olarak adlandırılır. Azaltma katsayısının birimleri, “ortamın her milimetresi boyunca absorbe edilen fotonların oranı” olarak verilir.

X-ray ışınının x ve $x+\Delta x$ konumları arasında tespit edilen bazı ortamlar boyunca geçtiğini ve $A(x)$ ’nin orada tespit edilen ortamın azaltma katsayısı olduğunu varsayalım. O zaman $[x, x+\Delta x]$ aralığında absorbe olacak tüm fotonların oranı

$$p(x)=A(x).\Delta x \quad (2.3)$$

eşitliği ile bulunur. Böylece $[x, x+\Delta x]$ aralığında tespit edilen ortamlar tarafından absorbe olacak fotonların sayısı

$$p(x) .N(x)=A(x) .N(x) .\Delta x \quad (2.4)$$

ile bulunur. Her iki tarafı her bir fotonun E enerji seviyesi ile çarparsak, bu aralık boyunca X-ray ışınının yoğunluk kaybının

$$\Delta I \approx - A(x) . I(x) . \Delta x \quad (2.5)$$

olduğunu görürüz. Denklem 2.5’te $\Delta x \rightarrow 0$ olarak alınırsa

$$dI/dx = -A(x) . I(x) \quad (2.6)$$

elde edilir.

Beer Yasası, bir ortam boyunca geçen kırılmayan, tek renkli ve sıfır genişlikli bir X-ray ışınının her milimetresindeki yoğunluk değişim hızı, ışının yoğunluğu ve ortamın azaltma katsayısı ile orantılıdır. Bu, denklemi 2.6 ile ifade edilir. (2.6) diferansiyel denklemi ayrılabilir ve

$$dI/I= -A(x)dx \quad (2.7)$$

olarak yazılabilir (Feeman, 2010).

Eğer ışın, başlangıç yoğunluğu $I_0= I_{(x_0)}$ ile x_0 konumunda başlar ve ortam boyunca geçtikten sonra, nihai yoğunluğu $I_1= I_{(x_1)}$ ile x_1 konumunda tespit edilirse; o

zaman

$$\int_{x_0}^{x_1} \frac{dl}{I} = - \int_{x_0}^{x_1} A(x) dx \quad (2.8)$$

olur. Buradan,

$$\ln(I(x_1)) - \ln(I(x_0)) = - \int_{x_0}^{x_1} A(x) dx \quad (2.9)$$

böylelikle,

$$\ln \frac{I_1}{I_0} = - \int_{x_0}^{x_1} A(x) dx \quad (2.10)$$

olur ve eşitliğin her iki tarafını -1 ile çarparsak,

$$\int_{x_0}^{x_1} A(x) dx = \ln\left(\frac{I_0}{I_1}\right) \quad (2.11)$$

sonucu elde edilir.

Klasik olarak katsayı fonksiyonu bilinir ve I fonksiyonunu bulmak için integralleme kullanılır. Fakat burada, I' nin başlangıç ve nihai değerleri bilinen fakat X-ray ile örneklenen ortamın temel bir özelliğini açıklayan A katsayı fonksiyonu bilinmeyendir. Böylelikle, X-ışınının ölçülen yoğunluğundan, A 'nın kendi değerinden çok, X-ışını doğrusu boyunca A 'nın integral değerlerinin belirlenebildiği görülür.

I_0 ve I_1 değerlerini ölçebilen bir X-ray emisyon-belirleme makinesi dizayn edilerek X-ray yolu boyunca azaltma katsayısı fonksiyonunun integrali olan $\int_{x_0}^{x_1} A(x) dx$ hesaplanabilir (Feeman, 2010).

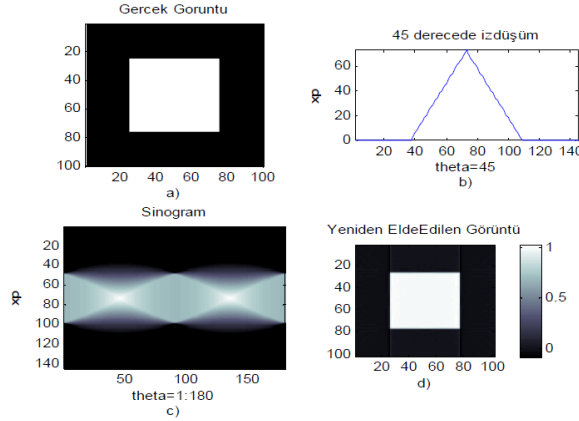
Bölgeden geçen her doğru boyunca A 'nın ortalama değerini bilirse, $A(x,y,z)$ (bazı sonlu bölgeler içinde) fonksiyonunu yeniden oluşturabilir miyiz? Sorusu aklımıza gelir. 1917 yılında bu soru J. Radon tarafından ele alınmış ve çözülmüştür (Radon, 2005).

2.9.4. Radon Dönüşümü

1917 yılında Avusturyalı matematikçi Johann Radon 2 değişkenli bir $f(x,y)$ fonksiyonunun düz bir doğru boyunca alınan integralinin tersinir olduğunu göstermiş ve Radon Dönüşümünü keşfetmiştir (Radon, 1986). tersinir olma özelliğinden dolayı Radon Dönüşümü tomografi alanında oldukça önemli bir yere sahiptir. Tıptaki

kullanımının yanısıra elektron mikroskobu, barkot tarayıcı, ve yer hareketlerini tanımlayan dalgaların çözülmesinde de kullanılmıştır (Stanley, 1983).

BT'den elde edilen görüntüye sinogram denir. Elde edilen verilerin değiştirilmeden izdüşümlerinden görüntünün yeniden elde edilme işlemine ise rekonstrüksiyon denir. Görüntünün sinogramı, izdüşümü ve rekonstrüksiyonu Şekil 2.18'de Matlab'da elde edilen haliyle gösterilmiştir.



Şekil 2.18. .a) Gerçek görüntü, b) 45°'de sinogram görüntüsü c) 1°'den 180°'ye kadar olan toplam sinogram, d) Rekonstrüksiyon ile elde edilmiş görüntü (MATLAB ile elde edilmiştir.)

Bilgisayarlı tomografi görüntülemeye iki ana süreç vardır. Birincisi nesneden x-ışını geçirilerek detektörler vasıtasıyla nesnenin izdüşümlerini elde etmek, ikincisi ise elde edilen bu izdüşüm verileri ile çeşitli rekonstrüksiyon tekniklerini kullanarak nesnenin kesitsel görüntüsünü elde etmektir.

Herhangi bir ortamdan geçen X-ışınları saçılma ve emilim nedeniyle güç kaybeder ve sönümlenir. Bu sönümlenme nedeniyle oluşan ortam rekonstrüksiyon için bir model sağlar. Homojen bir ortamdan geçen x-ışınının akısı, I , aşağıdaki gibi ifade edilmiştir (Kutz, 2009; Semmlow, 2008).

$$I = I_0 e^{-\mu x} \quad (2.12)$$

Denklem 2.12'de I_0 , ışının başlangıç akısı, x , ışının ilerlediği yol, μ ışının ilerlediği ortamın yoğunluk sabitidir.

Homojen yoğunluğa sahip n tane ortamdan x-ışının geçtiği varsayılırsa ışının akısı;

$$I = I_0 \exp(-\sum_{i=1}^n \mu_i \Delta x_i) \quad (2.13)$$

şeklinde ifade edilebilir. Yoğunluk fonksiyonu $\mu(x)$ ile ifade edilirse,

$$I = I_0 \exp \left(- \int_L \mu(x) dx \right) \quad (2.14)$$

denklem 2.14 elde edilir. Işığın hareketi boyunca izlediği yol L ile gösterilmiştir.

Denklem 2.14'ün her iki tarafının doğal logaritmasını alarak sönümlenme katsayısı p hesaplanabilir (Kutz, 2009; Semmlow, 2008).

$$p = \int_L \mu(x) dx = - \ln\left(\frac{I}{I_0}\right) \quad (2.15)$$

Uzaydaki herhangi bir nesneden alınan iki boyutlu bir kesit, $f(x,y)$ 'nin bir fonksiyonu olarak ifade edilebilir. Ortamdan geçen ışının sönümlenme değerleri ile iki boyutlu bir ortamı modelleyebilmek için ilk olarak ışının iki boyutlu bir düzlemden geçerken davranışının incelenmesi gerekir. Bunu, x-ışınlarının geçeceği iki boyutlu farklı yoğunluğa sahip bir ortamın yoğunluğunu $\mu(x,y)$ fonksiyonu olarak tanımlayarak yapabiliriz. Burada x ve y , s_0 'dan s_1 'e kadar olan bir yay uzunluğunu ifade eden s 'in bir fonksiyonu şeklinde yazacak olursak, x-y düzleminde geçen ışının düzlemsel akısı;

$$I(x, y) = I_0 \exp \left(- \int_{s_0}^{s_1} \mu(x(s), y(s)) ds \right) \quad (2.16)$$

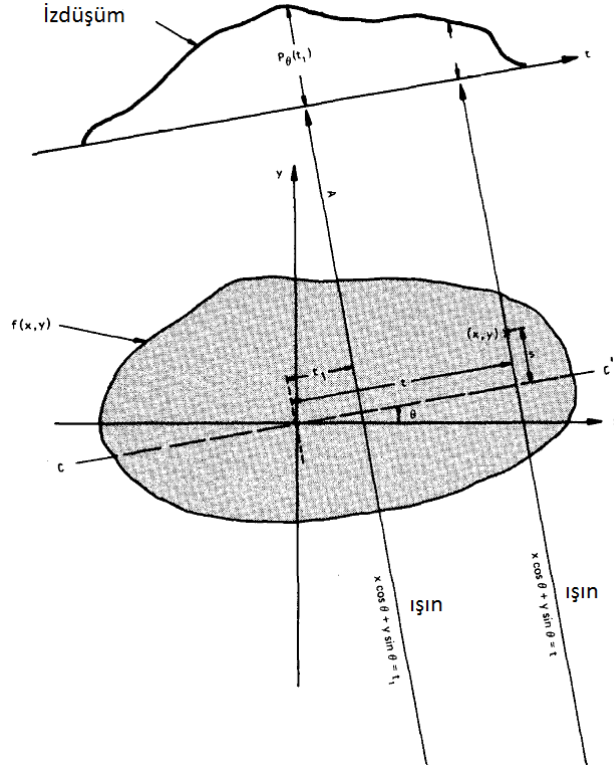
olarak elde edilir. x-y düzleminde L boyunca μ 'nün çizgi integrali alınarak sönümleme katsayısı aşağıdaki gibi elde edilir (Kutz, 2009; Semmlow, 2008).

$$p(x, y) = \int_L \mu(x, y) ds \quad (2.17)$$

Denklem 2.17, x-ışınının bir kaynaktan çıkıp nesneden geçerek detektöre ulaştığı andaki veriyi ifade eder.

Böylece, $f(x,y)$ fonksiyonu ile tanımlanan nesnenin belli bir açı ile elde edilen izdüşüm fonksiyonu olan $P(x,y)$, Denklem 2.18'deki gibi ifade edilir;

$$P(x,y) = \int_{\text{kaynak}}^{\text{dedektör}} f(x, y) ds \quad (2.18)$$



Şekil 2.19. Bir nesnenin $f(x,y)$ fonksiyonu olarak ve herhangi bir θ açısındaki $P_\theta(t_1)$ izdüşümü (Kak & Slaney, 2001)

$f(x,y)$ fonksiyonuna ait herhangi bir θ açısındaki izdüşümü, Şekil 2.19’da görüldüğü gibi $P_\theta(t_1)$ olarak ifade edilirse, $f(x,y)$ fonksiyonu (θ,t) parametreleri ile ifade edilebilir. Şekil üzerinde geometrik işlemler göz önüne alındığında

$$x \cos \theta + y \sin \theta = t \quad (2.19)$$

olduğu görülmektedir. Denklem 2.18 kullanılarak $P_\theta(t)$ çizgi integrali,

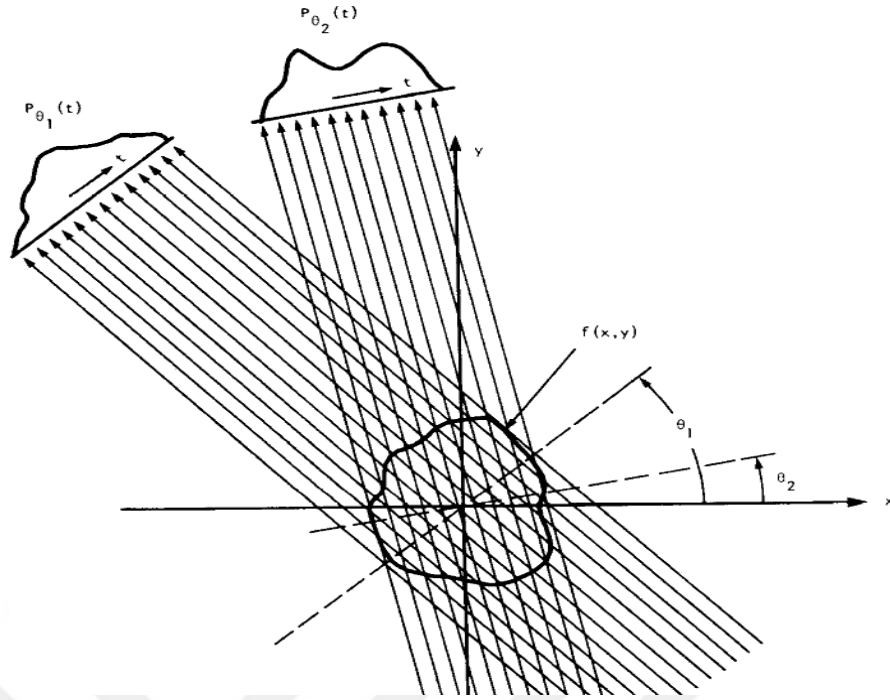
$$P_\theta(t) = \int_{(\theta,t)} f(x, y) ds \quad (2.20)$$

olur. Denklem 2.20 delta fonksiyonu kullanılarak yeniden yazılırsa:

$$P_\theta(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - t) dx dy \quad (2.21)$$

elde edilir. Buradaki $P_\theta(t)$ fonksiyonuna $f(x,y)$ ’nin Radon Dönüşümü denir (Jan, 2005; Semmlow, 2008)

Şekil 2.20’de görüldüğü gibi, farklı θ açıları ile alınan izdüşümler birden fazla paralel ışın ile toplandığında sinogram verisi elde edilmiş olur. Sinogram verisi ile de rekonstrüksiyon işlemleri gerçekleşir.



Şekil 2.20. Farklı açılarda gönderilen paralel ışınlar ile elde edilen izdüşümler (Kak & Slaney, 2001)

Radon dönüşümünün tersi aşağıda verilen denklem ile ifade edilir (Radon, 1986):

$$f(x, y) = \int_0^n \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\partial P(t, \theta)}{\partial t} \frac{1}{\delta z x \cos \theta + y \sin \theta - t} dt d\theta \quad (2.22)$$

denklem 2.22’de görüldüğü üzere $P(t, \theta)$ ’nın kısmi türevi söz konusudur.

Çözümü oldukça karmaşık olan bu denklemi daha hızlı ve kolay çözebilmek için bazı sayısal rekonstrüksiyon yöntemleri geliştirilmiştir. Bu sayısal yöntemler medikal görüntü elde etme tekniklerinin temellerini oluşturmakla beraber birçok algoritmanın da geliştirilmesine önemli katkı sağlamıştır.

2.9.5. Medikal Görüntülemeye Rekonstrüksiyon Teknikleri

Tıbbi görüntülemeye rekonstrüksiyon teknikleri direkt yöntemler ve iteratif yöntemler olarak ayrılmıştır. Direkt yöntemlerde Fourier Dönüşümü bir döngüye gerek kalmadan elde edilirken, iteratif yöntemler ise n sayıda pikselin çözümlenebilmesi için n tane bağımsız denklemin belli bir döngüsünü gerektiren rekonstrüksiyon yöntemlerdir.

Üç boyutlu rekonstrüksiyon yöntemi ise, voksel veya interpolasyon teknikleri kullanılarak yapılmaktadır (Kak, 2001).

2.10. Makine Öğrenme Algoritmaları

Makine öğrenme (ML), model oluşturmayı otomatikleştiren özel bir veri analizi yöntemi olup, algoritmaları denetimli, denetimsiz ve güçlendirilmiş öğrenmedir. Denetimli öğrenme algoritması, girdi ve çıktı ilişkilerini modeller. Denetimsiz öğrenme algoritması, önceden bilinmeyen verilerin özelliklerini bulur. Güçlendirilmiş öğrenme algoritması ise girdileri elde edilmesi istenen çıktılarla eşleştirir (Bhardwaj, 2017; Krems, 2019).

2.10.1. Performans Ölçütleri

Makine öğrenme algoritmalarının performanslarını ölçmek ve literatür ile kıyaslayabilmek için performans ölçütleri olarak, doğruluk (Accuracy, Acc), duyarlılık (Sensitivity, Sen), özgüllük (Specifcity, Spe), F1 skoru (F1 score, F1), Matthews korelasyon katsayısı (Matthews Correlation Coefficient, MCC), gerçek pozitif (True positive, TP), gerçek negatif (Ture negative, TN), yanlış pozitif (False positive, FP), yanlış negatif (False negative, FN) seçilmiştir. MCC, -1 ile 1 aralığındadır ve gruplar içindeki benzerliği bulur. Beklenen ile gerçek benzerlik oranı arasındaki fark arttığında, MCC 1'e, azaldığında, -1'e yaklaşır. Sonuçlar Rastgele olduğunda ise, 0'a yaklaşır (Turan, 2021).

2.10.2. Karar Ağacı Sınıflandırması (Decision Tree Classifier)

Karar ağaçları (KA), makine öğrenimi, görüntü işleme ve örüntülerin tanımlanması gibi çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılan güçlü yöntemlerden biridir (Stein, 2005). KA, her testte sayısal bir özelliğin bir eşik değerle karşılaştırıldığı, bir dizi temel testi verimli ve tutarlı bir şekilde birleştiren ardışık bir modeldir (Damanik, 2019). Ağırlıklı olarak gruplama amaçları için KA kullanılır. Her ağaçtan düğümler ve dallar oluşur. Her düğüm, sınıflandırılacak bir kategorideki özellikleri temsil eder ve her alt küme, düğüm tarafından alınabilecek bir değeri tanımlar (Swain, 1977). Basit analizleri ve çoklu veri formlarındaki kesinlikleri nedeniyle, karar ağaçları birçok uygulama alanı bulmuştur (Mrva, 2019). KA sınıflandırması iç parametreleri Ek 1' de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.3. Rastgele Orman Sınıflandırması (Random Forest Classifier)

Rastgele Orman (RO) sınıflandırıcısı, Brierman tarafından (2001) bulunmuştur. Rastgele ormanlar, bir kombinasyon makine öğrenimi algoritmasıdır. Bir dizi ağaç sınıflandırıcı ile birleştirilen her ağaç, en popüler sınıf için bir birim oy kullanır ve

ardından bu sonuçları birleştirerek nihai sıralama sonucunu alır. RO, yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir, aykırı değerleri ve gürültüyü iyi tolere eder ve asla fazla uydurmaz. RO, veri madenciliği ve biyoinformatik gibi konularda en popüler araştırma yöntemlerinden biri olmuştur (Liu, 2012). RO sınıflandırması iç parametreleri Ek 2’de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.4. Doğrusal Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Lineer Support Vector Machine Classifier)

Destek Vektör Makineleri (DVM), Vladimir Vapnik ve Alexey Chervonenkis tarafından (1960) bulunmuştur. Regresyon ve sınıflandırma tabanlı problemler için önerilmiştir (Utku, 2019).

DDVM algoritması sınıflandırma durumunda iki sınıfı ayıran optimal bir hiperdüzlem bulmaya çalışır. Bu, maksimize etmeye eşdeğerdir. Mümkün olduğu kadar çok sayıda veri noktasına "yakın" uzanan bir hiperdüzlem oluşturmaktır. Bu nedenle amaç, veri noktalarından hiperdüzleme olan mesafelerin toplamını en aza indirirken aynı zamanda küçük normlu bir hiperdüzlem seçmektir. Hem sınıflandırmada hem de regresyonda, değişken sayısının gözlem sayısına eşit olduğu ikinci dereceden bir programlama problemi elde edilir (Liu, 2012). DVM sınıflandırması iç parametreleri Ek 3’te verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.5. K-En Yakın Komşular Sınıflandırması (K-Nearest Neighbors Classifier)

K-en yakın komşular (KEYK) sınıflandırıcısı, sınıflandırma ve aynı zamanda regresyon problemlerini çözmek amacıyla kullanılan denetimli basit bir ML sınıflandırıcısıdır (Mahesh, 2020).

KEYK sınıflandırması, en temel ve basit sınıflandırma yöntemlerinden olup, verilerin dağılımı hakkında çok az ya da hiçbir ön bilgi yokken bir sınıflandırma için ilk seçeneklerden biri olmalıdır. KEYK algoritması, olasılık yoğunluklarının güvenilir parametrik tahminlerinin bilinmediği veya tespit edilmesinin zorlaştığı durumlar için diskriminant analizi ihtiyacı sonucunda ortaya çıkmıştır (Peterson, 2009). KEYK sınıflandırması iç parametreleri Ek 4’de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.6. Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (Gaussian Naive Bayes Classifier)

Naive Bayes algoritması (GNB), Bayes teoremini uygulamaya dayalı, kolay ve basit bir olasılıksal sınıflandırıcıdır. GNB, her özellik değişkenini bağımsız değişken olarak kabul eder. Bu sınıflandırıcı, denetimli öğrenmede çok etkili bir şekilde eğitilebilir ve karmaşık gerçek dünya durumlarında da kullanılabilir. GNB'nin en büyük avantajı, karakterizasyon için hayati önem taşıyan ve sınıflandırma için gerekli olan çok az eğitim verisi ölçüsü gerektirmesidir (Kamel, 2019). GNB sınıflandırması iç parametreleri Ek 5' de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.7. Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması (Linear Discriminant Analysis Classifier)

İlk olarak R. A. Fisher (Fisher, 1936) tarafından önerilen Doğrusal Diskriminant Analizi (DDA), sınıflandırma görevleri için kullanılan en basit algoritmalar arasındadır. Maksimum olabilirlik ilkesinin kullanımına dayanan DDA, verilerin mükemmel şekilde bilinen istatistiklere ve sınıflar arasında ortak kovaryans matrisine sahip Gauss olduğu varsayımı ile en düşük hatalı sınıflandırma oranına ulaşan en uygun sınıflandırıcıdır (Sifaou, 2020).

Birbirinden farklı sınıfları mükemmel bir şekilde ayırarak yeni sınıfları kategorize edebilen bir yöntemdir (Curate, 2017). Uygulaması ve ulaşılması kolay bir yöntem olduğundan antropologlar tarafından çokça tercih edilmektedir (Santos, Guyomarc'h, 2014). DDA sınıflandırması iç parametreleri Ek 6' da verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.8. ADA Boost Sınıflandırması (ADA Boost Classifier)

Ada Boost, Adaptive Boosting'in kısaltmasıdır. Freund ve Schapire (1997) tarafından geliştirilmiş olup zayıf sınıflandırıcıları bir araya getirerek daha güçlü bir sınıflandırıcı oluşturan bir topluluk sınıflandırıcı yöntemidir. Algoritma içerisinde farklı makine öğrenmesi algoritmalarını birleştirerek veya karşılaştırarak mümkün olan en iyi sonucun elde edilmesi amaçlanır (Freund & Schapire, 1997). ADA sınıflandırması iç parametreleri Ek 7' de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.9. Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier)

Ekstra ağaçlar sınıflandırması (EAS), veri kümesinin farklı alt örneklerine rastgele karar ağaçlarını sığdırmaya çalışan, doğruluğu artırmak ve ayrıca verilerin uyumlu olma halini kontrol etmek için ortalama alma kavramını kullanan bir tahmin edicidir. Oluşturulma biçimleriyle klasik karar ağaçlarından farklıdırlar. Bir düğümün örneklerinin iki gruba ayrılması için en iyi bölünme aranmak yerine, rastgele seçilen max_features özneliklerinin her biri için rastgele bölünmeler çizilir ve bunlar arasından en iyi bölünme seçilir. Rastgele Orman sınıflandırıcısı ile benzerliklerinin yanı sıra iki farkı vardır. Birincisi düğümlerin tesadüfi bir şekilde bölünüyor olması, ikinci fark bütün verilerin kullanılarak oluşturulmasıdır (Abhishek, 2020). EAS sınıflandırması iç parametreleri Ek 8’ de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.10. U-Destek Vektör Makinası Sınıflandırması (U-Support Vector Machines)

Schölkopf, Smola, Williamson ve Bartlett (2000) tarafından önerilen U-Destek Vektör Makinesi Sınıflandırması (NUDVM), destek vektörlerinin sayısını kontrol etmede bir ν parametresi kullanma avantajına sahiptir. Destek Vektör Makineleri (DVM), denetimli bir yöntemdir ayrıca regresyon ve sınıflandırma problemlerinde kullanılabilir (DataTechNotes, 2020). NUDVM sınıflandırması iç parametreleri Ek 9’ da verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.11. Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (Gradyan Boost Classifier)

Regresyon ve sınıflandırma için geliştirilmiş bir ML algoritmasıdır. Amacı, kayıp bir fonksiyonu betimlemek ve bunu minumuma indirmek (Nusrat, 2020).

Bu metodun ana fikri, belli kurallar dahilinde güçsüz tahmin örneklerini tekrarlayarak güçlü tahmin örneğine dönüştürmektir. Her yineleme, önceki modelin kalıntılarını azaltır. Kalan yönde yeni bir kombinasyon modeli oluşturarak önceki sonucu iyileştirmek için tasarlanmıştır (Çelik, 2020). GGS sınıflandırması iç parametreleri Ek 10’ de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.12. Karesel Diskrimant Analizi Sınıflandırması (Quadratic Discriminant Classifier)

Karesel Ayrım Analizi (KDA) üretken bir modeldir. KDA, her sınıfın bir Gauss dağılımı izlediğini varsayar. Sınıfa özgü öncelik, basitçe sınıfa ait veri noktalarının oranıdır. Sınıfa özgü ortalama vektör, sınıfa ait girdi değişkenlerinin ortalamasıdır (Wang, 2022). KDA sınıflandırması iç parametreleri Ek 11’ de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.13. Destek Vektör Sınıflandırması (Support Vector Machine Classifier)

Destek Vektör Makineleri (DVM) algoritmaları, sınıflandırma problemlerinin çözümü için geliştirilmiş en başarılı makine öğrenimi algoritmalarından biridir. DVM, problemin çözümüne ilişkin işlem sayısının daha az oluşu ve diğer algoritmalara göre daha hızlı çözüm sağlaması ile birçok sınıflandırma probleminin çözümünde başarıyla uygulanarak literatürdeki yerini almıştır. (Osowski, 2004). Bu özelliğinden dolayı, özellikle büyük hacimli veri setlerinde avantajlıdır. Ayrıca, sınıflandırma performansı, hesaplama karmaşıklığı ve kullanılabilirlik açısından diğer tekniklere göre daha başarılıdır (Nitze, 2012). DVM sınıflandırması iç parametreleri Ek 12’ de verilmiştir (Developers, 2020).

2.10.14. Gauss Süreçleri Sınıflandırması (Gaussian Process Classification)

Gauss Süreçleri Sınıflandırması (GSS), genellikle doğrusal olmayan çok değişkenli regresyon ve sınıflandırma problemlerinin çözümü için kullanılan başarılı ve esnek bir makine öğrenme yöntemidir. (Liu, 2019). GSS’nin en önemli avantajı, sonuçları üzerinde belirsizlik ölçümleri yapılabilmesi ve böylece parametrik olmayan küçük veri setlerinde bile başarılı tahminler üretebilmesidir (Snelson, 2007). GSS sınıflandırması iç parametreleri Ek 13’ de verilmiştir (Developers, 2020).

3. MATERYAL VE METOT

Bu çalışmada, çeşitli hastalıklardan dolayı Ondokuz Mayıs Üniversitesi Sağlık Uygulama ve Araştırma Merkezi'ne başvuruda bulunmuş hastaların lumbal vertebra iskeletinde kırık veya herhangi bir patolojisi olmayan ve cerrahi işlem geçirmemiş 20-40 yaş aralığındaki 100 bireye (50 kadın, 50 erkek) ait BT görüntüleri kullanıldı. Tüm lumbal vertebralara (L1-L5) ait görüntüler üzerinde belirlenen işaret noktalarından alınan ölçümler sonucunda, makina öğrenmesi algoritmaları ile cinsiyet tahmini yapılmaya çalışıldı.

Bu çalışma, Ondokuz Mayıs Üniversitesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu tarafından B.30.2.ODM.O.20.08/150-235 nolu karar ile onaylanmıştır (Ek 14).

3.1. Görüntü Analiz Metodu

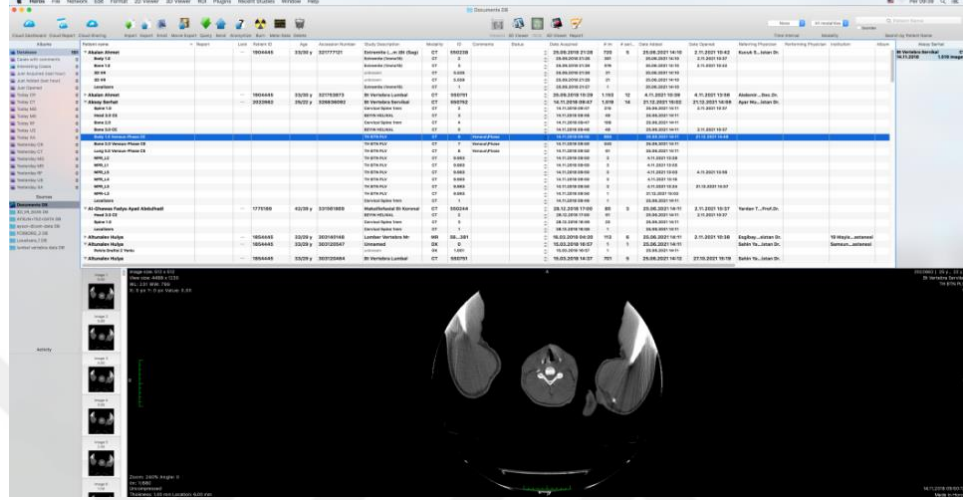
Ondokuz Mayıs Üniversitesi Sağlık Uygulama ve Araştırma Merkezi Radyoloji Ana Bilim Dalı arşivinde bulunan lumbal vertebra bilgisayarlı tomografi görüntüleri, kişisel iş istasyonuna (Horos Project, Version 3.0, Amerika Birleşik Devletleri) aktarıldı. Sagittal, transvers ve koronal multiplanar reformat görüntüler, standart kemik dozunda 3D multiplanar rekonstrüksiyon (3D-MPR) kullanılarak eksenel düzlemdeki görüntülerden elde edildi. Koronal görüntü serisi omurga ile aynı düzleme getirilerek, transvers görüntü serisi processus spinosus ile aynı düzleme getirilerek ayarlandı. Sagittal görüntüler diğer iki plandaki ayarlamaların neticesinde hizalanmış oldu. Daha sonra görüntüler, Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) formatında dışarı aktarıldı.

Karabük Üniversitesi Tıp Fakültesi Tıbbi Biyoloji, Anatomi ve Radyoloji Ana Bilim Dalı öğretim üyelerinin geliştirdiği Sekazu adı verilen program aracılığıyla, cinsiyet tahmininde kullanılmak üzere tüm hesaplamalar otomatik olarak gerçekleştirildi. Belirlenen ML sınıflandırıcılarına ait araçlar ile cinsiyet tespiti başarı oranı ve ilgili performans ölçütleri hesaplandı (Turan, 2021).

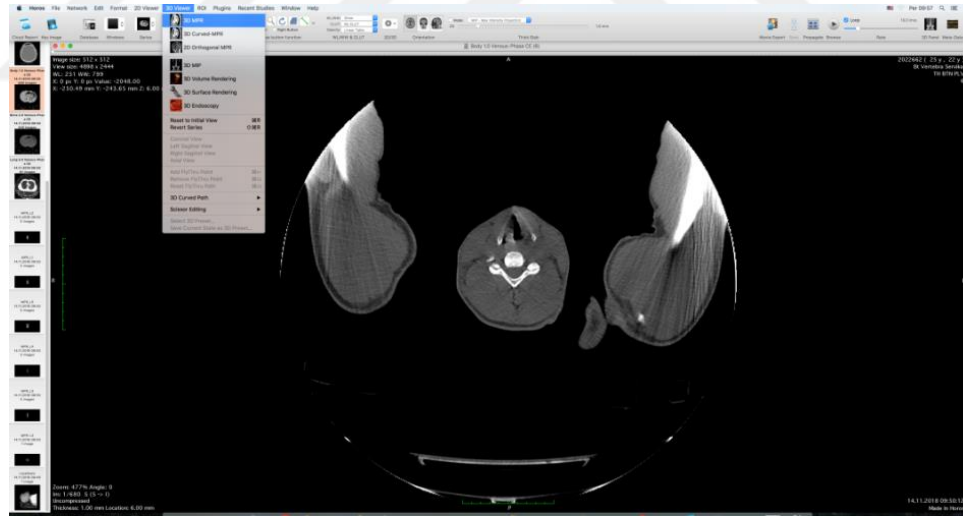
3.1.1. Horos Project 3.0

Horos programı, açık kaynaklı ve ücretsiz, tıbbi resim görüntüleyicidir. Horos programının amacı, Mac OS X için fonksiyonel, 64-bit tıbbi görüntü sağlayıcı geliştirmektir. Bu program, OsiriXTM ve diğer açık kaynaklı tıbbi görüntüleme verilerini kullanmaktadır. Program, GNU Kısıtlı Genel Kamu Lisansı, Sürüm 3

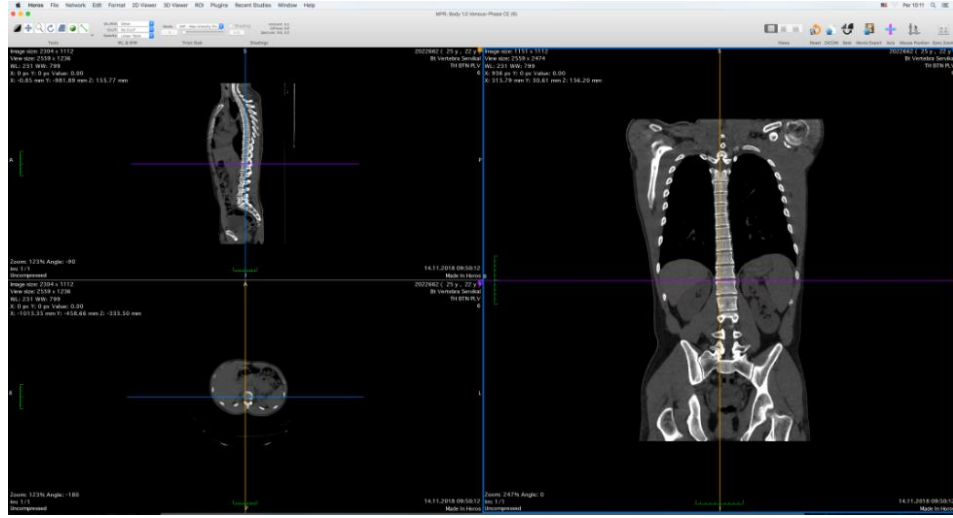
(LGPL-3.0) kapsamında kullanıma sunulmuştur. Ayrıca Horos programı radyolojik görüntülerin çeşitli formlarda kaydedilerek dışarı aktarılmasını sağlar (<https://horosproject.org/about/>). Şekil 3.1.-3.6 arasındaki ekran görüntüleri, BT görüntülerinin Horos programı ile ortogonal düzleme getirme ve DICOM formatında kaydetme aşamalarını göstermektedir.



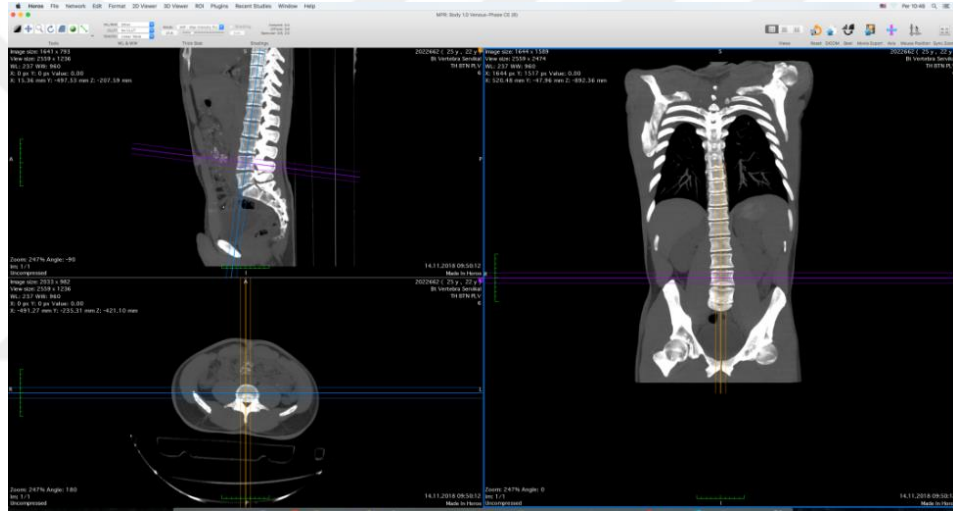
Şekil 3.1. Kişisel iş istasyonuna aktarılan hastane dataları



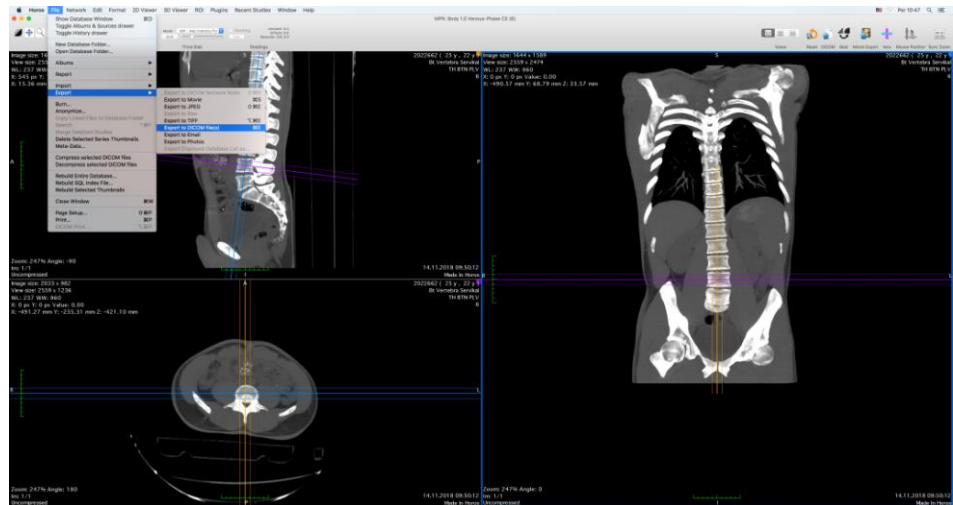
Şekil 3.2. Kişisel iş istasyonunda 3D Multiplaner Reconstruction (MPR) kullanıldığını gösteren ekran görüntüsü



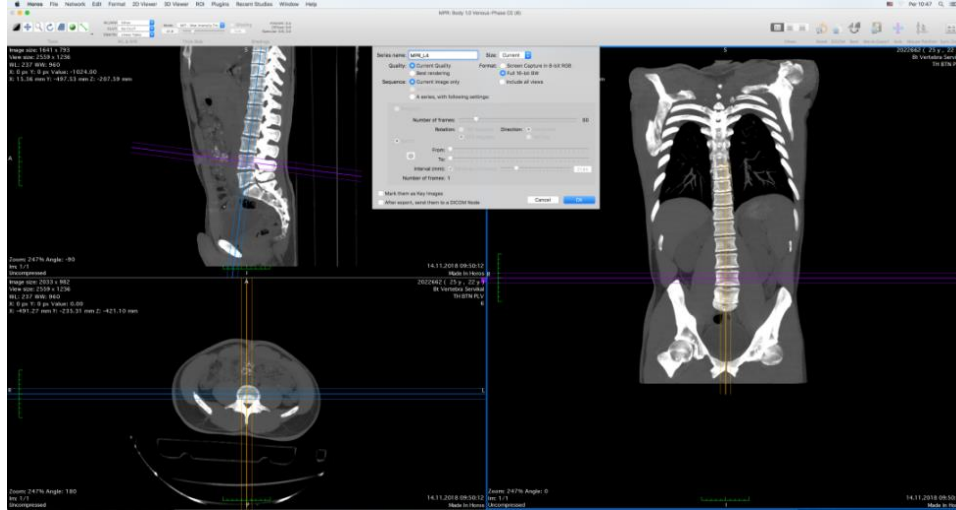
Şekil 3.3. Kişisel iş istasyonunda Ortogonal düzleme getirilmemiş BT görüntüsü



Şekil 3.4. Kişisel iş istasyonunda Ortogonal düzleme getirilmiş BT görüntüsü



Şekil 3.5. Kişisel iş istasyonundan ortogonal düzleme getirilmiş BT görüntüsünün DICOM formatında kaydedilmesi aşamaları



Şekil 3.6. Kişisel iş istasyonundan ortogonal düzleme getirilmiş BT görüntüsünün DİCOM formatında kaydedilmesi aşamaları

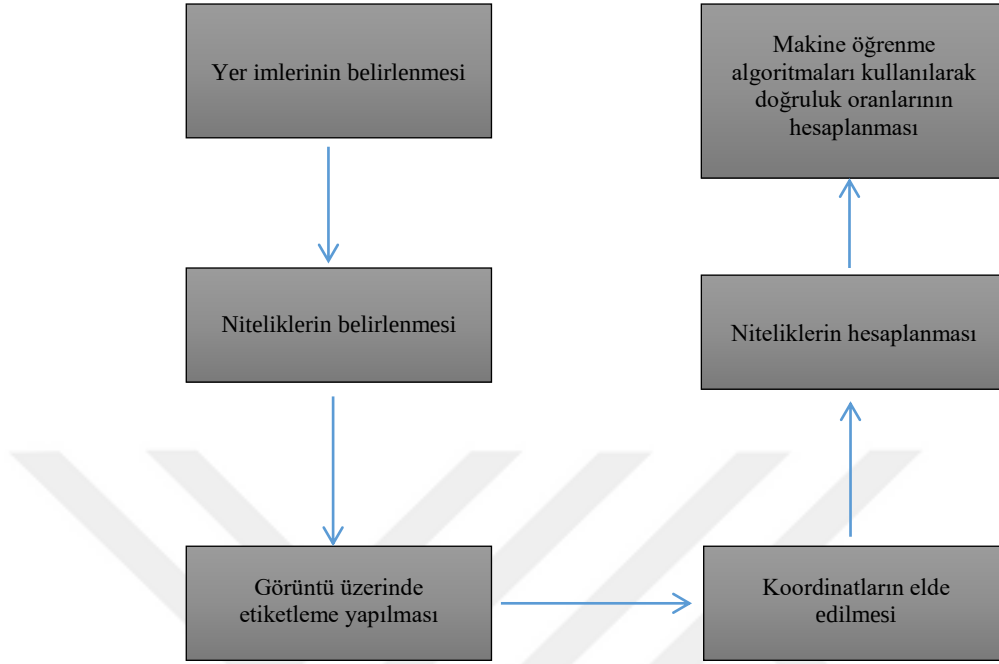
3.1.2. Sekazu Programı

Karabük Üniversitesi Tıp Fakültesi Tıbbi Biyoloji, Anatomi ve Radyoloji Anabilim Dalı öğretim üyelerinin geliştirdiği Sekazu, cinsiyet tahmini için geliştirilmiş Phyton temelli bir yazılımdır. Bu program ile uzunluk, açı, çevre, alan gibi ölçümler otomatik olarak hesaplanır. Belirlenen ML sınıflandırıcılarına ait araç çalıştırılarak cinsiyet tahmini için performans kriterleri hesaplanır. Sekazu açık kaynak kodlu bir program olmakla birlikte, araştırmacılara detaylı ve hızlı ölçüm ve istatistiksel analiz yapmayı sağlamaktadır (Turan, 2021). Bu çalışma için Sekazu programı geliştirilerek, pek çok plandan gelen etiketlerin daha hızlı ve kolay bir şekilde görüntü üzerinde konumlandırılması sağlandı. Yapılan bu güncelleme ile multiplanar hesaplama yapabilecek hale getirildi.

Sekazu programı Python programlama dili ve PyQt5 görsel arayüz hazırlama kütüphanesi kullanılarak geliştirildi. Sekazu programı ayrıca oldukça sık kullanılan Python modülleri üzerine bina edildi. Sekazu programının kullandığı diğer modüller NumPy (1.9.3, Numeric calculations), Pandas (1.1.4 Processes on data), SciPy (1.5.4 Statistical analysis), Matplotlib (3.3.2 Graphic visualization), Scikit-learn (0.23.2 Building ML methods), PyQt5 5.13.1 şeklindedir. Scikit-learn kütüphanesi açık kaynak kodlu olması, ciddi dökümantasyon desteğinin olması nedeniyle tercih edildi.

Sekazu programının uygulama modülleri, yer imi yönetim formu (bookmark manager), nitelik yönetim formu (attribute manager), etiketleme yönetim formu (labeling manager), hesaplama yönetim formu (calculating manager) ve ML

algoritmalarının çözümlendiği bölümlerden oluşmaktadır. Sekazu programı ile yapılan işlerin akış şeması Şekil 3.7’de görülmektedir.

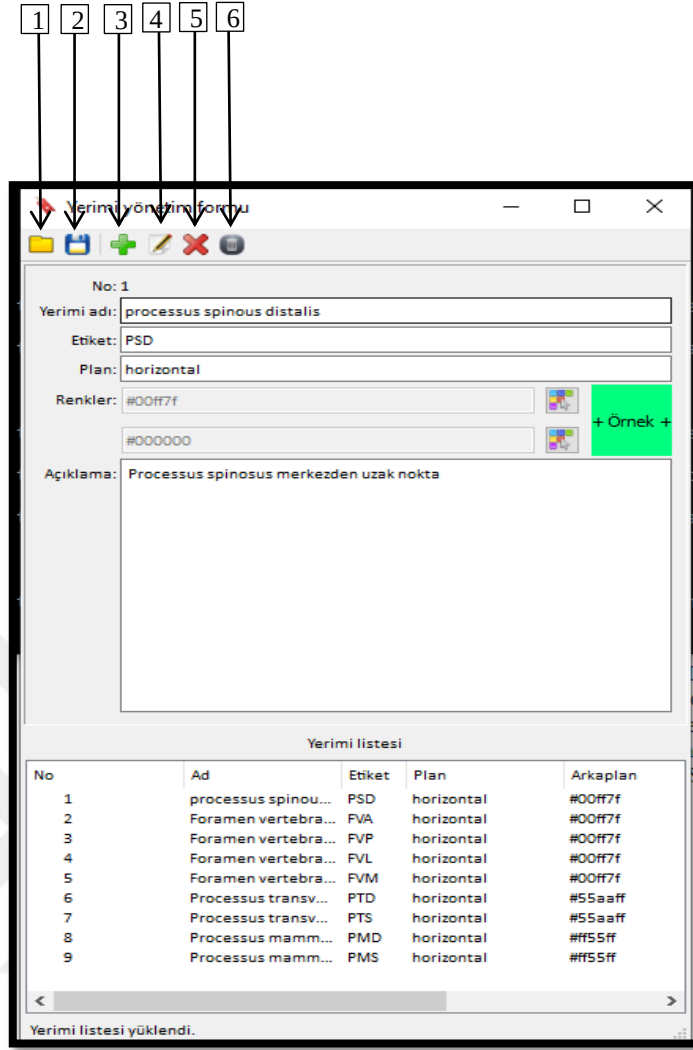


Şekil 3.7. Sekazu iş akış şeması

3.1.2.1. Yer İmlerinin Oluşturulması

Yer imlerinin oluşturulması amacıyla kullanılan bu araç ile ölçümlerde kullanılmak üzere belirlenen tüm noktalar tanımlanır. Noktaların, yer imi adı, etiket adı, hangi düzlemde olacağı, noktanın rengi ve gerekli açıklama bu araç ile yapılır (Öztürk, 2021). Bu çalışmada kullanılan yer imleri listesi Tablo 3.1-3.3’de verilmiştir.

Yer imi arayüzü butonları sırasıyla şöyledir; yer imi dosyalarının yüklenmesi, listenin kaydedilmesi, listeye ekleme, değiştirme, silme ve listeyi tamamen temizleme şeklindedir (Çetin, 2021). Yer imi arayüzü Şekil 3.8’de görülmektedir.

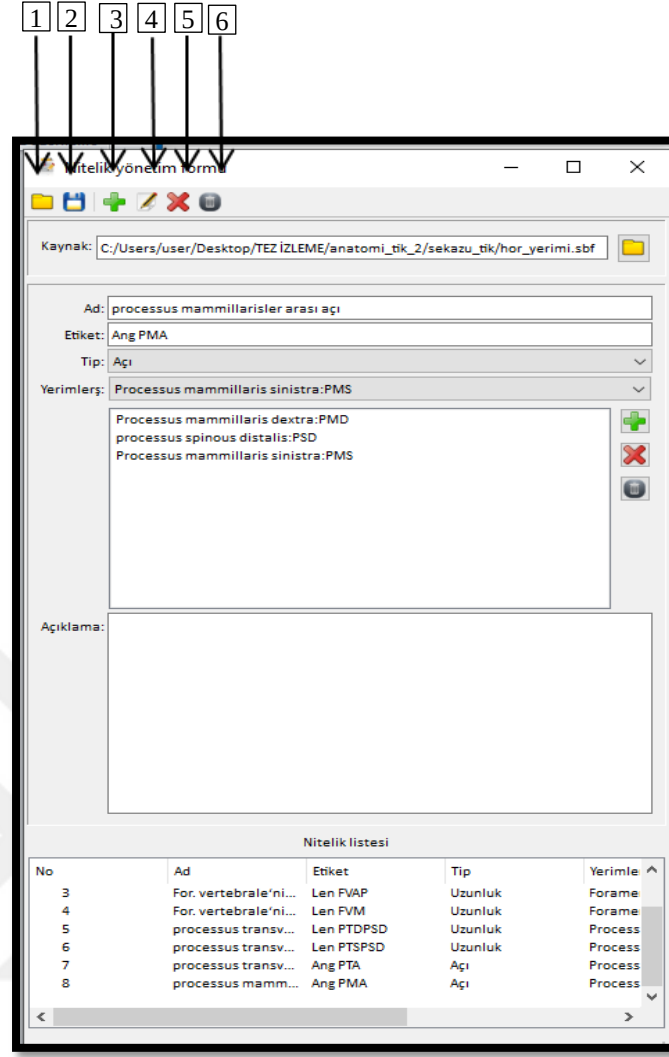


Şekil 3.8. Yer imi arayüzü 1. dosyası açma, 2. listeye kaydetme, 3. listeye ekleme yapma, 4. listedekileri değiştirme, 5. Listedekileri kaldırma, 6. Listedekileri temizleme.

3.1.2.2. Parametrelerin Oluşturulması

Bu arayüz ile parametrelerin adı, etiketi, ölçüm tipi, hangi yer imlerinden oluştuğu ve gerekli açıklamalar yapılır (Öztürk, 2021). Bu çalışmada kullanılan parametrelerin listesi Tablo 3.4’te verilmiştir.

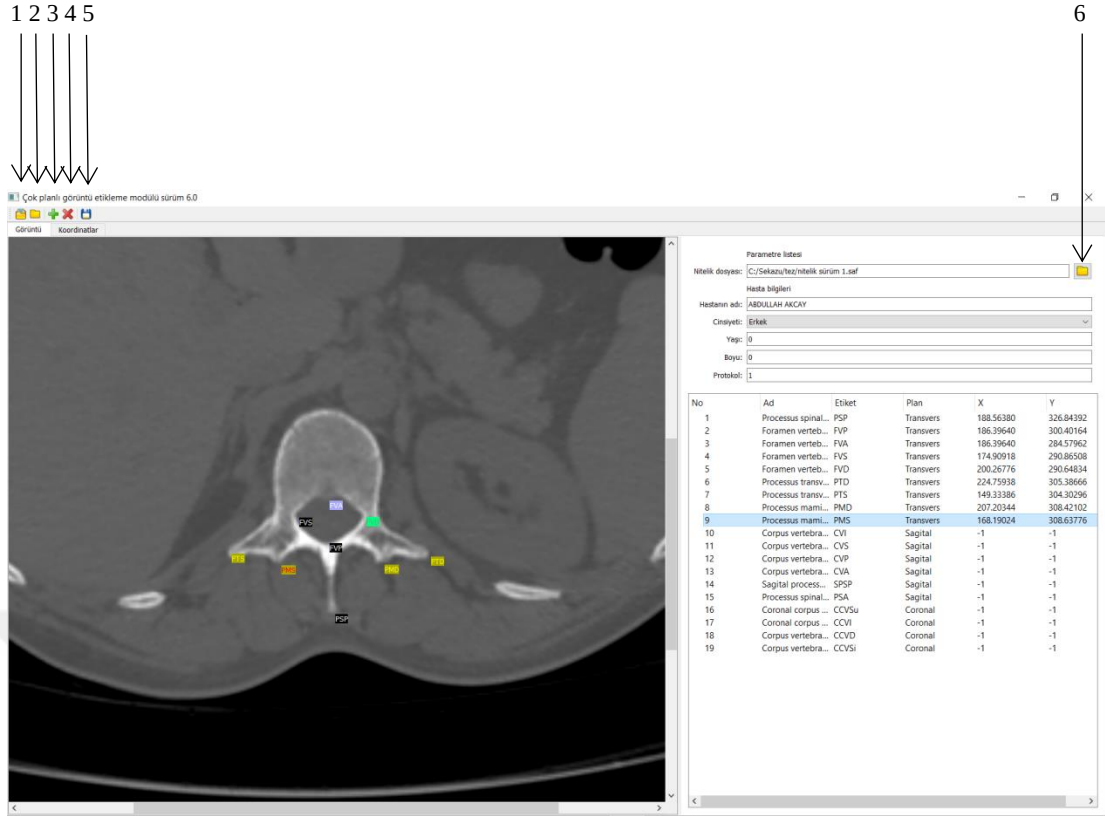
Yer imi dosyası açılır. Ad bölümüne etiket adı girilir. Tip kısmında, yapılacak ölçüm için uygun olan seçilir. Belirlenen yer imleri seçilir. Uygulama butonları sırasıyla; nitelik dosyası yükleme, niteliği listeye kaydetme, niteliği yer imi listesine ekleme, niteliği değiştirme, niteliği listeden kaldırma ve nitelik listesini temizleme şeklindedir. Nitelik arayüzü ekranı şekil 3.9’da görülmektedir (Çetin, 2021).



Şekil 3.9. Nitelik arayüzü. 1. Dosya açma 2. Liste kaydetme 3. listeye ekleme 4. Niteliği düzeltme 5. Listedden silme 6. Listeyi tamamen silme

3.1.2.3. Yer İmlerinin Yerleştirilmesi

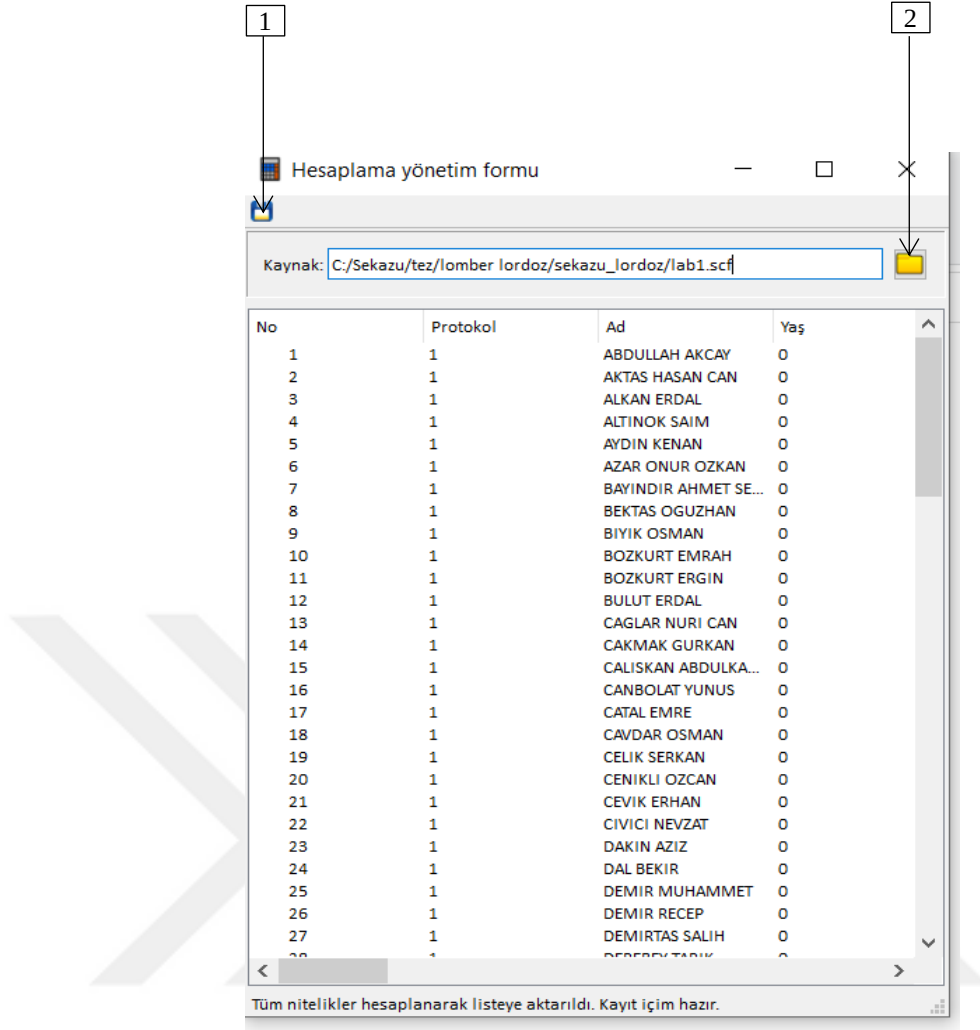
Etiketleme arayüzü ile parametrelere ait yer imlerinin görüntüde yerleştirilmesi yapılır. Etiketleme arayüzündeki butonlar sırasıyla görüntü ve nitelik dosyası yükleme, yerimi koordinatlarını koordinat listesine ekleme, koordinatı listeden kaldırma, etiket dosyasını kaydetme ve yerimi dosyasını yükleme şeklindedir. Görüntü dosyası açma butonu ile görüntü açılır, belirlenen işaret noktalarına etiketleme yapılır ve kaydedilir. İşaret noktalarına ait koordinatlar koordinat sekmesinde görüntülenir. Etiketleme arayüzü Şekil 3.10'da görülmektedir.



Şekil 3.10. Etiketleme arayüzü. 1. Resim dosyasını yükleme. 2. Etiket dosyasını yükleme. 3. Koordinatları koordinat listesine ekleme. 4. Koordinatı listeden silme. 5. Etiket dosyası kaydetme. 6. Yer imi dosyası yükleme.

3.1.2.4. Ölçüm Sonuçlarının Oluşturulması

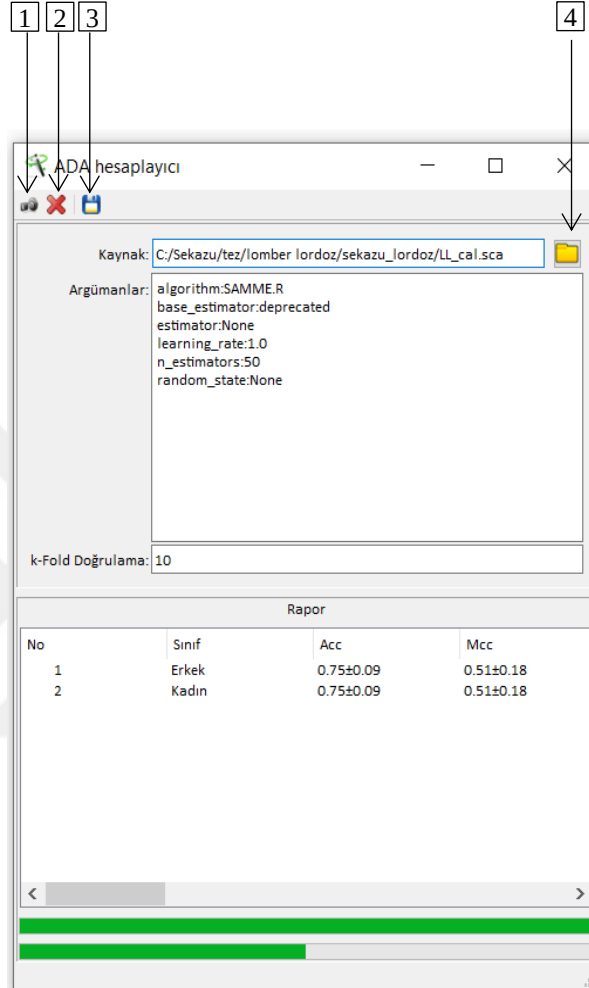
Hesaplama arayüzünde kaydettiğimiz koordinat dosyası açılarak belirlediğimiz parametreler hesaplanır. Arayüzdeki butonlar, koordinat dosyası yükleme ve hesaplanan nitelik dosyası kaydetme şeklindedir. Hesaplama arayüzü penceresi şekil 3.11'de görülmektedir.



Şekil 3.11. Hesaplama arayüzü.1. Nitelikler dosyasını kaydetme 2. Koordinat dosyasını yükleme.

Hesaplama işlemi bittikten sonra Sekazu yazılımındaki sınıflayıcılar aracılığıyla işlem sonlandırılır. ML algoritmaları, ADA Güçlendirilmiş Sınıflandırması (ADA), Karar Ağacı Sınıflandırması (KA), Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (EAS), Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (GNB), Gauss Süreçleri Sınıflandırması (GSS), Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (GGS) Destek Vektör Makine Sınıflandırması (DVM), K-En Yakın Komşular Sınıflandırması (KEYK), Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması (DDA), Doğrusal Destek Vektör Makine Sınıflandırması (DDVM), U-Destek Vektör Sınıflandırması (NUDVM), Karesel Diskriminant Analiz Sınıflandırması (KDA), Rastgele Orman Sınıflandırması (RO) olarak belirlenmiştir.

Makine öğrenme algoritmaları hesaplama ekranında bulunan butonlar sırasıyla, makine öğrenme algoritmasını çalıştırma, listeden argüman silme, sonuç dosyasını kaydetme ve hesaplanmış nitelikler dosyasını yükleme şeklindedir. ADA hesaplama arayüzü Şekil 3.12’de gösterilmiştir.



Şekil 3.12. ADA Güçlendirilmiş Sınıflandırması hesaplama ekranı 1. ML algoritmasını çalıştırma 2. Sonuç listesini silme 3. Hesaplanan sonuç dosyasını kaydetme 4. Nitelik dosyasını yükleme.

Belirlemiş olduğumuz her ML algoritması için farklı kullanıcı arayüzler (Graphics user interface, GUI) kullanıldı. Hesaplanan özellikler, ML'nin girdi vektörlerinden oluşmaktadır. Bu nedenle, cinsiyet belirleme için hangi özellik setinin daha fazla doğruluk sağladığını tahmin etmek oldukça zordu. Bu zorluğun üstesinden gelmek için, tüm olabilecek alt kümeler tanımlanmış ve hepsi tek elemanlı bir alt kümeden n elemanlı bir alt kümeye kadar test edilmiştir. Alt kümeleri test etmek için K-katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Hangi alt kümenin cinsiyet belirlemede daha etkili olduğunu ortaya çıkarmak için performans ölçütleri kullanılmıştır (Turan, 2021).

Tablo 3.1 Transvers düzlemde görüntü üzerinde işaretlenen yer imi adları ve etiketleri

Yer imi adı	Etiket
Processus spinalis posterior	PSP
Foramen vertebrale posterios	FVP
Foramen vertebrale anterior	FVA
Foramen vertebrale sinistra	FVS
Foramen vertebrale dextra	FVD
Processus transversus dextra	PTD
Processus transversus sinistra	PTS
Processus mamilaris dextra	PMD
Processus mamilaris sinistra	PMS

Tablo 3.2 Sagittal düzlemde görüntü üzerinde işaretlenen yer imi adları ve etiketleri

Yer imi adı	Etiket
Corpus vertebra inferior	CVI
Corpus vertebra superior	CVS
Corpus vertebra posterior	CVP
Corpus vertebra anterior	CVA
Sagital processus spinalis posterior	SPSP
Processus spinalis anterior	PSA

Tablo 3.3. Coronal düzlemde görüntü üzerinde işaretlenen yer imi adları ve etiketleri.

Yer imi adı	Etiket
Coronal corpus vertebra superior	CCVSu
Coronal corpus vertebra inferior	CCVI
Corpus vertebra dextra	CCVD
Corpus vertebra sinistra	CCVSi

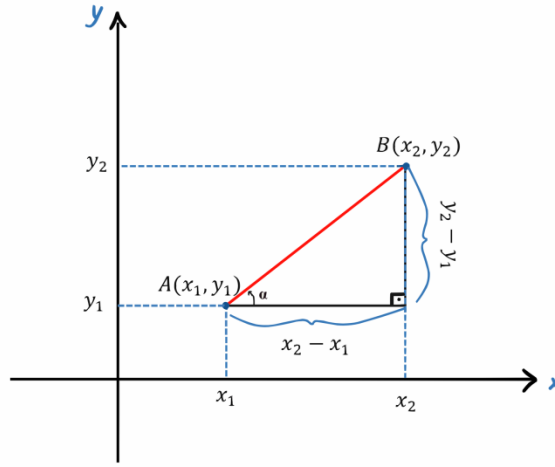
Tablo 3.4. Bu çalışmada ölçüm için belirlenen parametreler ve kısaltmalar (Length (len) uzunluklar iki yer imi ile angle (ang) açısı ise üç yer imiyle tanımlanmıştır.)

NO	Kısaltma	Parametreler	TİP	YER İMLERİ
1	LenPTM	Processus transversuslar arasındaki maksimum uzaklık	Uzunluk	PTS-PTD
2	LenFVAP	Vertebra boşluğunun önü ile arkası arasındaki maksimum mesafe	Uzunluk	FVA-FVP
3	LenPMM	Mamilar çıkıntılar arkası arasındaki maksimum mesafe	Uzunluk	PMD-PMS
4	LenFVM	Foramen vertebralenin maksimum genişliği	Uzunluk	FVD-FVS
5	lenPTDPSP	Sağ transver çıkıntı ile spinoz çıkıntı arasındaki uzaklık	Uzunluk	PTD-PSP
6	LenPTSPSP	Sol transver çıkıntı ile spinoz çıkıntı arasındaki uzaklık	Uzunluk	PTS-PSP
7	AngPTA	Processus transversular arasındaki açısı	Açısı	PTS-PSP-PTD
8	AngPMA	Processus mamilarisler arasındaki açısı	Açısı	PMS-PSP-PMD
9	LenCVPSM	Sagittal düzlemde veretebranın uzunluğu	Uzunluk	CVA-SPSP
10	LenSCVY	Sagittal düzlemde veretebranın yüksekliği	Uzunluk	CVS-CVI
11	LenSCVM	Sagittal düzlemde veretebranın genişliği,	Uzunluk	CVA-CVP
12	LenPSM	Sagittal düzlemde spinoz çıkıntının maksimum uzunluğu	Uzunluk	PSA-SPSP
13	LenCCVM	Coronal düzlemde veretebranın yüksekliği	Uzunluk	CCVD-CCVSi
14	LenCCVY	Coronal düzlemde veretebranın yüksekliği	Uzunluk	CCVSu-CCVI

3.1.2.5. Sekazu Programı Doğrulama İşlemi

Sekazu programında yapılan hesaplamaların doğruluğundan emin olmak için belirlenen parametreler aşağıdaki formüller kullanılarak manuel olarak da hesaplandı.

Koordinatları bilinen iki nokta arasındaki mesafe ve üç nokta arasındaki açı Şekil 3.13'deki görselden hareketle, denklem (3.1), (3.2) ve (3.3) kullanılarak hesaplandı. Tablo 3.5.'te de görüldüğü gibi Sekazu programında hesaplanan değerleri ile aynı bulundu.



Şekil 3.13.Koordinatları bilinen iki nokta arasındaki mesafe

$$|AB|^2 = (x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 \quad (3.1)$$

Şekil 3.13'deki α açısının sinüsü alınarak denklem 3.2 elde edilmiştir.

$$\sin \alpha = \frac{y_2 - y_1}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}} \quad (3.2)$$

Denklem 3.2'den $\sin \alpha$ 'nın tersi alınarak denklem 3.3 elde edildi ve buradan α açısı hesaplanmıştır.

$$\alpha = \sin^{-1} \frac{y_2 - y_1}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}} \quad (3.3)$$

3.2. İstatistiksel Analiz Yöntemi

Çalışmanın veri analizi IBM SPSS 20 ile yapıldı. Her bir veri için normal dağılıma uygunluk Shapiro-Wilk testi ile incelendi. $p \geq 0,05$ olanlar normal dağılım gösterenler olup bu parametrelere t-testi uygulandı. $p < 0,05$ olanlar normal dağılım göstermeyenler olup bu parametrelere Mann-Whitney U testi uygulandı. En az bir cinsiyette normal dağılım göstermeyen parametrelerin değerlendirilmesi için ise Mann-Whitney U testi uygulandı.



Tablo 3.5. Manuel ve Sekazu programı ile yapmış olduğumuz hesaplamaların doğrulama tablosu.

HASTA/PARAMETRE	lenPTM	lenFVAP	lenPMM	lenFVM	lenPTDPSP	lenPTSPSP	angPTA	angPMA	lenCVPSM	lenSCVY	lenSCVM	lenPSM	lenCCVM	lenCCVY
1.HASTA*	63,995	19,447	34,993	22,958	37,670	40,243	110,401	83,232	73,968	25,859	26,869	27,520	35,088	25,545
1.HASTA	63,995	19,447	34,993	22,958	37,670	40,243	110,401	83,232	73,968	25,859	26,869	27,520	35,088	25,545
2.HASTA*	74,775	16,478	39,666	25,796	41,562	44,024	121,753	92,165	78,273	27,722	27,966	28,037	35,675	27,629
2.HASTA	74,775	16,478	39,666	25,796	41,562	44,024	121,753	92,164	78,273	27,722	27,966	28,037	35,675	27,629
3.HASTA*	91,724	17,677	47,489	24,109	53,581	51,767	121,065	82,612	86,853	24,869	28,692	37,397	39,897	24,597
3.HASTA	91,724	17,677	47,489	24,109	53,581	51,767	121,064	82,612	86,853	24,869	28,692	37,397	39,897	24,597

*: Sekazu programı ile hesaplanan değerleri göstermektedir.

4. BULGULAR

4.1. İstatistiksel Bulgular

Çalışmanın istatistiksel veri analizi sonucunda elde edilen veriler aşağıdaki tablolarda verilmiştir.

Tablo 4.1. L1 için normal dağılım gösterenler

P	E (ort±std)	K (ort±std)	t test p-değeri
lenFVAP	18,12±2,03	18,37±2,10	0,000
lenFVM	23,39±1,87	21,92±1,97	0,000
lenPTDPSP	45,20±3,86	41,03±2,71	0,000
angPTA	113,39±7,74	113,71±8,23	0,840*
lenCVPSM	79,50±4,63	71,32±3,71	0,000
lenSCVY	25,74±1,43	24,29±1,47	0,000
lenPSM	32,16±2,95	27,98±3,32	0,000
lenCCVM	37,29±2,74	32,23±2,56	0,000
lenCCVY	25,95±1,58	25,95±1,59	0,000

* t-test sonucunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan sonuç ($p \geq 0,05$). (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L1 vertebra için normal dağılım gösteren parametreler Tablo 4.1.'de görüldüğü gibi lenFVAP, lenFVM, lenPTDPSP, angPTA, lenCVPSM, lenSCVY, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY dir. Bu parametrelere t-testi uygulanmıştır. lenFVAP ve angPTA parametreleri kadınlarda erkeklerden büyük çıkmış ve lenFVAP için istatistiki olarak anlamlı bulunurken ($p < 0,05$), angPTA için anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$). lenFVM, lenPTDPSP, lenCVPSM, lenSCVY, lenPSM, lenCCVM ve lenCCVY parametreleri istatistiki olarak anlamlı bulundu. ($p < 0,05$).

Tablo 4.2. L1 için normal dağılım göstermeyenler.

P	E			K			MWU p-değeri
	min	max	median±std	min	max	median±std	
lenPTM	63,408	91,724	74,71±5,85	57,168	79,918	68,12±5,31	0,000
lenPMM	22,755	52,429	41,04±6,39	24,907	48,838	39,77±4,09	0,035
lenPTSPSP	38,003	54,848	44,44±3,76	32,875	44,833	40,51±2,71	0,000
angPMA	49,883	108,890	90,52±13,17	62,742	112,741	79,50±9,27	0,252*
lenSCVM	24,248	35,165	29,61±2,42	22,146	30,322	25,60±2,17	0,000

* Mann-Whitney U (MWU) Testi sonucunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan sonuç ($p \geq 0,05$). (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L1 vertebra için normal dağılım göstermeyen parametreler Tablo 4.2.'de görüldüğü gibi lenPTM, lenPMM, lenPTSPSP, angPMA ve lenSCVM'dir. Bu parametrelere Mann-Whitney U Testi uygulanmıştır. lenPTM, lenPMM, lenPTSPSP, angPMA ve lenSCVM parametreleri erkeklerde kadınlara göre daha büyük olup,

AngPMA parametresi dışındakiler için istatistiki olarak anlamlı bulundu ($p<0,05$). AngPMA parametresi ise istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p\geq 0,05$).

Tablo 4.3. L2 için normal dağılım gösterenler

P	E (ort $\pm$ std)	K (ort $\pm$ std)	t test p-değeri
lenFVAP	16,34 $\pm$ 1,88	16,96 $\pm$ 1,74	0,890*
lenFVM	23,52 $\pm$ 1,95	22,11 $\pm$ 1,83	0,000
lenPTDPSP	49,52 $\pm$ 4,28	45,01 $\pm$ 3,46	0,000
angPTA	116,95 $\pm$ 7,65	115,30 $\pm$ 7,65	0,280*
lenCVPSM	82,90 $\pm$ 4,57	75,48 $\pm$ 3,60	0,000
lenSCVY	25,87 $\pm$ 1,46	24,65 $\pm$ 1,54	0,000
lenPSM	36,59 $\pm$ 3,57	32,25 $\pm$ 3,16	0,000
lenCCVM	38,82 $\pm$ 3,30	33,99 $\pm$ 3,18	0,000
lenCCVY	26,16 $\pm$ 1,50	24,93 $\pm$ 1,64	0,000
lenPTM	84,10 $\pm$ 7,21	75,55 $\pm$ 5,12	0,000
angPMA	78,66 $\pm$ 15,41	85,79 $\pm$ 11,70	0,011
lenSCVM	30,89 $\pm$ 2,42	26,99 $\pm$ 2,127	0,000

* t-testi sonucunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan sonuç ($p\geq 0,05$). (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L2 vertebra için normal dağılım gösteren parametreler Tablo 4.3.'de görüldüğü gibi lenPTM, lenFVAP, lenFVM, lenPTSPSP, angPTA, angPMA, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY'dir. Bu parametrelere t-testi uygulanmıştır. lenFVAP ve angPMA parametreleri, kadınlarda erkeklerden daha büyük olup lenFVAP için istatistiki olarak anlamlı bulunmazken ($p\geq 0,05$), angPMA için anlamlı bulundu ($p<0,05$). lenPTM, lenFVM, lenPTSPSP, angPTA, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM ve lenCCVY parametrelerinin değerleri erkeklerde kadınlardan daha büyük olup angPTA parametresi dışındakiler istatistiki olarak anlamlı bulundu ($p<0,05$). angPTA parametresi ise istatistiki olarak anlamlı bulunmadı. ($p\geq 0,05$).

Tablo 4.4. L2 için normal dağılım göstermeyenler.

P	E			K			MWU p-değeri
	min	max	median $\pm$ std	min	max	median $\pm$ std	
lenPMM	25.273	50.228	37,40 $\pm$ 7,19	24.929	48.292	37,83 $\pm$ 5,88	0,752*
lenPTSPSP	48.292	59.950	49,52 $\pm$ 4,28	35.363	51.843	45,01 $\pm$ 3,46	0,000

* Mann-Whitney U (MWU) Testi sonucunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan sonuç ($p\geq 0,05$). (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L2 vertebra için normal dağılım göstermeyen parametreler Tablo 4.4.'de görüldüğü gibi lenPMM ve lenPTSPSP'dir. lenPMM parametresinin değeri kadınlarda erkeklerden büyük olup, yapılan Mann-Whitney U Testi sonucunda

istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$). lenPTSPSP parametresinin değeri ise erkeklerde kadınlara göre büyük olup, istatistiki olarak anlamlı bulundu ($p < 0,05$).

Tablo 4.5. L3 için normal dağılım gösterenler

P	E (ort±std)	K (ort±std)	t test p-değeri
lenFVAP	15,45±1,99	15,99±1,85	0,164*
lenPMM	40,22±1,99	39,00±5,82	0,337*
angPTA	119,76±7,54	117,64±7,56	0,163*
lenCVPSM	83,94±4,66	77,68±3,65	0,000
lenSCVY	25,60±1,84	24,63±1,62	0,006
lenPSM	36,59±3,57	32,25±3,16	0,000
lenCCVM	41,37±3,65	36,04±3,32	0,000
lenCCVY	25,88±1,72	24,73±1,84	0,002
angPMA	83,70±14,92	86,62±9,79	0,249*
lenSCVM	32,00±2,42	28,50±1,98	0,000

* t-testi sonucunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan sonuç ($p \geq 0,05$). (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L3 vertebra için normal dağılım gösteren parametreler Tablo 4.5.'de görüldüğü gibi lenFVAP, lenPMM, angPTA, angPMA, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM ve lenCCVY'dir. Bu parametrelere t-testi uygulandı. lenFVAP ve angPMA parametrelerinin değerleri kadınlarda erkeklerden büyük olup, istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$). lenPMM ve angPTA, parametrelerinin değerleri erkeklerde kadınlara göre daha büyük olup, istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$). lenCVPSM, lenSCVY, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY ve lenSCVM parametrelerinin değerlerii erkeklerde kadınlara göre daha büyük olup, istatistiki olarak anlamlı fark bulundu ($p < 0,05$).

Tablo 4.6. L3 için normal dağılım göstermeyenler

P	E			K			MWU p-değeri
	min	max	median±std	min	max	median±std	
lenPTM	76.781	117.864	94,35±8,02	43.770	98.680	84,47±8,71	0,000
lenFVM	19.335	29.181	24,34±2,46	19.386	78.226	23,99±8,08	0,003
lenPTDPSP	42.738	70.192	54,68±5,53	27.766	58.093	49,20±4,84	0,000
lenPTSPSP	44.090	67.209	54,68±4,80	29.881	58.887	49,67±5,25	0,000

MWU: Mann withney U Testi. (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L3 için normal dağılım göstermeyen parametreler Tablo 4.6.'da görüldüğü gibi lenPTM, lenFVM, lenPTDPSP ve lenPTSPSP'dir. Bu parametrelerin hepsinin ortalama değerleri erkeklerde kadınlardan daha büyük olup yapılan Mann-Whitney U Testi sonucunda, istatistiki olarak anlamlı bulundu ($p < 0,05$).

Tablo 4.7. L4 için normal dağılım gösterenler

P	E (ort±std)	K (ort±std)	t test p-değeri
lenFVAP	16,07±2,58	16,76±2,48	0,180*
angPTA	106,53±8,02	107,52±9,98	0,584*
lenCVPSM	81,78±4,80	76,37±3,63	0,000
lenSCVY	25,55±1,79	23,85±1,84	0,000
lenPSM	34,75±3,61	31,94±3,35	0,000
lenCCVM	43,12±3,67	38,15±3,05	0,000
lenCCVY	25,84±1,81	24,26±1,91	0,000
angPMA	86,69±11,70	87,81±11,76	0,633*
lenPTM	88,87±7,57	82,04±6,52	0,000
lenFVM	25,30±2,61	24,59±2,42	0,162*
lenPTDPSP	55,62±5,09	50,99±4,16	0,000
lenPTSPSP	55,68±5,49	51,26±4,15	0,000

* t-testi sonucunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan sonuç ($p \geq 0,05$). (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L4 vertebra için normal dağılım gösteren parametreler Tablo 4.7.'de görüldüğü üzere lenFVAP, angPTA, angPMA, lenCVPSM, lenSCVY, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY, lenPTM, lenFVM, lenPTDPSP ve lenPTSPSP'dir. Bu parametrelere t-testi uygulanmıştır. lenFVAP, angPTA ve angPMA parametrelerinin ortalama değeri kadınlarda erkeklerden daha büyük olup istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$). lenCVPSM, lenSCVY, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY, lenPTM, lenFVM, lenPTDPSP ve lenPTSPSP parametrelerinin ortalama değeri erkeklerde kadınlara göre daha büyük olup, lenFVM parametresi dışındakiler için istatistiki olarak anlamlı bulundu ($p < 0,05$). lenFVM parametresi ise istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$).

Tablo 4.8. L4 için normal dağılım göstermeyenler

P	E			K			MWU p-değeri
	min	max	median±std	min	max	median±std	
lenPMM	29.149	59.549	44,22±6,53	31.269	57.551	41,93±5,77	0,022
lenSCVM	27.802	38.852	32,57±2,47	25.883	35.795	29,31±2,07	0,000

MWU: Mann withney U Testi. (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L4 için normal dağılım göstermeyen parametreler Tablo 4.8.'de görüldüğü gibi lenPMM ve lenSCVM'dir. Bu parametrelerin ortalama değerleri erkeklerde kadınlardan daha büyük olup yapılan Mann-Whitney U Testi sonucunda istatistiki olarak anlamlı bulundu ($p < 0,05$).

Tablo 4.9. L5 için normal dağılım gösterenler

P	E (ort±std)	K (ort±std)	t test p-değeri
lenFVAP	17,15±2,71	17,48±2,80	0,545*
lenFVM	29,29±3,81	28,05±3,19	0,082*
lenPTDPSP	60,28±4,69	56,95±3,48	0,000
angPTA	103,82±6,47	104,30±7,92	0,741*
lenSCVY	24,37±1,80	23,52±1,77	0,018
lenPSM	27,03±4,04	24,82±4,34	0,010
lenCCVM	47,84±4,22	41,91±4,09	0,000
lenCCVY	25,07±2,14	23,81±1,72	0,002

* t-testi sonucunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan sonuç ($p \geq 0,05$). (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L5 vertebra için normal dağılım gösteren parametreler Tablo 4.9.'da görüldüğü üzere lenFVAP, angPTA, lenSCVY, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY, lenFVM ve lenPTDPSP dir. Bu parametrelere t-testi uygulanmıştır. lenFVAP ve angPTA parametrelerinin ortalama değeri kadınlarda erkeklerden daha büyük olup, istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$). lenSCVY, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY, lenFVM ve lenPTDPSP parametrelerinin ortalama değeri erkeklerde kadınlara göre daha büyük olup, lenFVM parametresi dışındakiler için istatistiki olarak anlamlı bulundu ($p < 0,05$). lenFVM parametresi ise istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$).

Tablo 4.10. L5 için normal dağılım göstermeyenler

P	E			K			MWU p-değeri
	min	max	median±std	min	max	median±std	
lenPMM	0.877	64.798	48,37±9,72	22.195	58.251	47,17±6,67	0,212*
lenSCVM	26.762	39.169	32,68±2,76	18.525	34.957	28,85±2,69	0,000
lenPTSPSP	35.663	71.963	59,02±5,59	51.070	70.525	57,09±3,90	0,003
lenPTM	69.886	110.237	93,78±8,00	76.760	114.838	89,81±6,76	0,001
angPMA	1.242	122.997	87,34±16,57	15.862	109.078	88,68±14,01	0,535*
lenCVPSM	64.709	85.144	75,45±4,98	18.228	77.172	69,42±8,40	0,000

* Mann-Whitney U Testi (MWU) sonucunda istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan sonuç ($p \geq 0,05$). (E:Erkek, K:Kadın, P:Parametre)

L5 için normal dağılım göstermeyen parametreler Tablo 4.10'da görüldüğü gibi lenPMM, lenSCVM, lenPTSPSP, lenPTM, angPMA ve lenCVPSM'dir. Bu parametrelerden lenPMM, lenSCVM, lenPTSPSP, lenPTM ve lenCVPSM parametrelerinde ortalama değer erkeklerde kadınlardan daha büyük olup yapılan Mann-Whitney U Testi sonucunda lenPMM parametresi hariç istatistiki olarak anlamlı bulundu ($p < 0,05$). lenPMM parametresi için ise istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$). angPMA parametresinin ortalama değeri kadınlarda erkeklere göre daha büyük olup istatistiki olarak anlamlı bulunmadı ($p \geq 0,05$).

Tablo 4.11.'de tüm lumbar vertebralar (L1-L5) için elde edilen istatistiksel analiz sonuçlarının özetlenmiş hali görülmektedir.

Tablo 4.11. L1-L5 Tüm parametrelerin istatistiksel analizleri sonuçları

PARAMETRELER	L1	L2	L3	L4	L5
LenPTM	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001
LenFVAP	0,000	0,890 ^{tt}	0,164 ^{tt}	0,180 ^{tt}	0,545 ^{tt}
LenPMM	0,035	0,752 ^{mw}	0,337 ^{tt}	0,022	0,212
LenFVM	0,000	0,000	0,003	0,162 ^{tt}	0,082 ^{tt}
lenPTDPSP	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LenPTSPSP	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003
AngPTA	0,840 ^{tt}	0,280 ^{tt}	0,163 ^{tt}	0,584 ^{tt}	0,741
AngPMA	0,252 ^{mw}	0,011	0,249 ^{tt}	0,633 ^{tt}	0,535
LenCVPSM	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LenSCVY	0,000	0,000	0,000	0,000	0,018
LenSCVM	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LenPSM	0,000	0,000	0,000	0,000	0,010
LenCCVM	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LenCCVY	0,000	0,000	0,002	0,000	0,002

^{tt} : Normal dağılıma uyanlara uygulanan test olan t-testi sonucunda istatistiksel olarak anlamlı olmayan sonuç (p≥0,05).

^{mw} : Normal dağılıma uymayanlara uygulanan test olan Mann-Whitney U Testi sonucunda istatistiksel olarak anlamlı olmayan sonuç (p≥0,05).

4.2. Makine Öğrenme Algoritmalarından Elde Edilen Bulgular

Belirlenen makine öğrenme algoritmaları kullanılarak Sekazu programı ile yapılan hesaplamalar sonucunda elde etmiş olduğumuz veriler aşağıdaki tablolarda gösterilmiştir. Aşağıdaki tablolarda kullanılan kısaltmalar, Acc: Doğruluk, Mcc: Matthew Korelasyon Katsayısı, Sen: Duyarlılık, Spe: Özgüllük, F1: F1 skoru, TN: Gerçek Negatif, FP: Yanlış Pozitif, FN: Yanlış Negatif, TP: Gerçek Pozitif, E:Erkek, K:Kadın şeklindedir.

4.2.1. Birinci Lumbal Vertebra (L1) için Elde Edilen Makine Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları

Tablo 4.12. L1 ADA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	ADA Güçlendirilmiş Sınıflandırma (Ada Boost Classifier)								
Kod Adı	ADA								
Parametreler	lenPTM, lenPMM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, angPMA, lenCVPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,92± 0,07	0,85± 0,13	0,92± 0,13	0,92± 0,14	0,92± 0,07	0,94± 0,10	0,94± 0,11	0,92± 0,07	4,60± 1,11
K	0,92± 0,07	0,85± 0,13	0,92± 0,14	0,92± 0,13	0,92± 0,09	0,94± 0,11	0,94± 0,10	0,92± 0,08	4,60± 1,11

ADA'nın doğruluk oranı 0,92 olarak elde edildi. Cinsiyete göre özgüllük ve duyarlılık oranları eşit bulundu.

Tablo 4.13. L1 KA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karar Ağacı Sınıflandırma (Decision Tree Classifier)								
Kod Adı	KA								
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenPMM, lenFVM, angPMA, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,09	0,79± 0,20	0,89± 0,17	0,91± 0,09	0,88± 0,14	0,88± 0,14	0,91± 0,12	0,88± 0,14	4,50± 1,20
K	0,90± 0,09	0,79± 0,20	0,91± 0,09	0,89± 0,17	0,90± 0,07	0,91± 0,12	0,88± 0,14	0,90± 0,07	4,50± 1,57

KA'nın doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.14. L1 EAS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier)								
Kod Adı	EAS								
Parametreler	lenPTM, lenPMM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, angPMA, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,91± 0,05	0,83± 0,10	0,94± 0,10	0,88± 0,14	0,91± 0,05	0,90± 0,11	0,95± 0,08	0,91± 0,05	4,40± 1,28
K	0,91± 0,05	0,83± 0,10	0,88± 0,14	0,94± 0,10	0,90± 0,07	0,95± 0,08	0,90± 0,11	0,91± 0,07	4,70± 1,27

EAS'nın doğruluk oranı 0,91 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.15. L1 GGS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (Gradyan Boost Classifier)								
Kod Adı	GGS								
Parametreler	lenPTM, lenPMM, lenPTDPS, lenPTSPSP, angPMA, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,09	0,80± 0,18	0,90± 0,14	0,89± 0,12	0,90± 0,10	0,91± 0,10	0,91± 0,12	0,90± 0,10	4,50± 1,43
K	0,90± 0,09	0,80± 0,18	0,89± 0,12	0,90± 0,14	0,89± 0,09	0,91± 0,12	0,91± 0,10	0,89± 0,09	4,50± 1,36

GGS'nin doğruluk oranı 0,88 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.16. L1 GNB sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (Gaussian Naive Bayes Classifier)								
Kod Adı	GNB								
Parametreler	lenFVAP, lenPTSPSP, angPMA, lenCVPSM, lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,14	0,82± 0,26	0,94± 0,18	0,88± 0,16	0,88± 0,17	0,86± 0,19	0,96± 0,13	0,89± 0,16	4,30± 1,62
K	0,90± 0,14	0,82± 0,26	0,88± 0,16	0,94± 0,18	0,90± 0,13	0,96± 0,13	0,86± 0,19	0,91± 0,12	4,70± 2,00

GNB'nin doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.17. L1 GSS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gauss Süreçleri Sınıflandırması (Gaussian Process Classifier)								
Kod Adı	GSS								
Parametreler	lenPTM, lenPMM, lenFVM, angPMA, lenCVPSM, lenSCVY, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,92± 0,10	0,86± 0,16	0,96± 0,08	0,92± 0,14	0,90± 0,13	0,88± 0,20	0,97± 0,07	0,91± 0,11	4,40± 1,11
K	0,92± 0,10	0,86± 0,16	0,92± 0,14	0,96± 0,08	0,93± 0,08	0,97± 0,07	0,88± 0,20	0,94± 0,08	4,80± 1,72

GSS'nin doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.18. L1 KEYK sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	K-En Yakın Komşular Sınıflandırması (K-Nearest Neighbors Classifier)								
Kod Adı	KEYK								
Parametreler	lenFVM, lenPTDPS, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,93± 0,06	0,87± 0,11	0,97± 0,07	0,89± 0,13	0,93± 0,06	0,90± 0,11	0,99± 0,04	0,93± 0,06	4,40± 1,43
K	0,93± 0,06	0,87± 0,11	0,89± 0,13	0,97± 0,07	0,93± 0,07	0,99± 0,04	0,90± 0,11	0,93± 0,07	4,90± 1,51

KEYK'nin doğruluk oranı 0,93 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.19. L1 DDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması (Linear Discriminant Classifier)								
Kod Adı	DDA								
Parametreler	lenPTM, lenPTDPS, lenPTSPS, angPTA, lenCVPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,91± 0,12	0,80± 0,29	0,89± 0,20	0,91± 0,12	0,87± 0,20	0,86± 0,21	0,93± 0,11	0,88± 0,20	4,50± 1,28
K	0,91± 0,12	0,80± 0,29	0,91± 0,12	0,89± 0,20	0,91± 0,10	0,93± 0,11	0,86± 0,21	0,92± 0,10	4,60± 1,85

DDA'nın doğruluk oranı 0,91 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.20. L1 DDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Linear Support Vector Machine Classifier)								
Kod Adı	DDVM								
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenFVM, lenPTDPS, lenPTSPS, angPTA, angPMA, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,78± 0,11	0,62± 0,13	0,79± 0,22	0,85± 0,16	0,77± 0,12	0,83± 0,16	0,78± 0,21	0,79± 0,09	4,10± 1,37
K	0,78± 0,11	0,62± 0,13	0,85± 0,16	0,79± 0,22	0,77± 0,11	0,78± 0,21	0,83± 0,16	0,79± 0,09	3,70± 1,19

DDVM'nin doğruluk oranı 0,78 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.21. L1 NUDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	U-Destek Vektör Sınıflandırması (U-Support Vector Classifier)								
Kod Adı	NUDVM								
Parametreler	lenPMM, lenFVM, lenPTDPSP, angPTA, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,91± 0,08	0,84± 0,15	0,91± 0,14	0,93± 0,09	0,91± 0,09	0,92± 0,09	0,91± 0,14	0,91± 0,08	4,60± 0,80
K	0,91± 0,08	0,84± 0,15	0,93± 0,09	0,91± 0,14	0,91± 0,09	0,91± 0,14	0,92± 0,09	0,91± 0,08	4,50± 0,81

NUDVM'nın doğruluk oranı 0,91 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.22. L1 KDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karesel Diskriminat Analiz Sınıflandırması (Quadratic Discriminant Classifier)								
Kod Adı	KDA								
Parametreler	lenPMM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,91± 0,09	0,84± 0,15	0,97± 0,07	0,90± 0,15	0,89± 0,11	0,86± 0,19	0,96± 0,08	0,90± 0,10	4,30± 1,10
K	0,91± 0,09	0,84± 0,15	0,90± 0,15	0,97± 0,07	0,92± 0,09	0,96± 0,08	0,86± 0,19	0,92± 0,08	4,80± 1,60

KDA'nın doğruluk oranı 0,91 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.23. L1 RO sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Rastgele Orman Sınıflandırması (Random Forest Classifier)								
Kod Adı	RO								
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenPTDPSP, lenPTSPSP, lenSCVM, lenPSM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,91± 0,07	0,83± 0,13	0,91± 0,10	0,93± 0,10	0,90± 0,08	0,92± 0,13	0,90± 0,11	0,91± 0,08	4,60± 1,36
K	0,91± 0,07	0,83± 0,13	0,93± 0,10	0,91± 0,10	0,91± 0,07	0,90± 0,11	0,92± 0,13	0,91± 0,07	4,50± 1,43

RO'nın doğruluk oranı 0,91 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.24. L1 DVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Support Vector Machine Classifier)								
Kod Adı	DVM								
Parametreler	lenPTM, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,06	0,81± 0,12	0,93± 0,11	0,89± 0,11	0,89± 0,09	0,88± 0,15	0,91± 0,15	0,90± 0,08	4,40± 1,56
K	0,90± 0,06	0,81± 0,12	0,89± 0,11	0,93± 0,11	0,89± 0,08	0,91± 0,15	0,88± 0,15	0,89± 0,07	4,60± 1,56

DVM'nin doğruluk oranı 0,90' olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

4.2.2. İkinci Lumbal Vertebra (L2) için Elde Edilen Makine Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları

Tablo 4.25. L2 ADA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Güçlendirilmiş Sınıflandırma (Ada Boost Classifier)								
Kod Adı	ADA								
Parametreler	lenPTDPSP, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,88± 0,12	0,77± 0,23	0,88± 0,12	0,87± 0,18	0,87± 0,14	4,30± 1,00	0,70± 1,00	0,50± 0,50	4,50± 1,28
K	0,88± 0,12	0,77± 0,23	0,87± 0,18	0,88± 0,12	0,88± 0,12	4,50± 1,28	0,50± 0,50	0,70± 1,00	4,30± 1,00

ADA'nın doğruluk oranı 0,88 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.26. L2 KA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karar Ağacı Sınıflandırması (Decision Tree Classifier)								
Kod Adı	KA								
Parametre	lenFVAP, lenPTSPSP, angPTA, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,87± 0,09	0,75± 0,17	0,91± 0,15	0,84± 0,14	0,86± 0,10	4,20± 1,17	0,80± 0,60	0,50± 0,81	4,50± 1,28
K	0,87± 0,09	0,75± 0,17	0,84± 0,14	0,91± 0,15	0,86± 0,11	4,50± 1,28	0,50± 0,81	0,80± 0,60	4,20± 1,17

KA'nın doğruluk oranı 0,87' olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.27. L2 EAS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier)								
Kod Adı	EAS								
Parametreler	lenFVAP, lenPTDPSP, lenCVPSM, lenSCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,08	0,81± 0,15	0,94± 0,10	0,83± 0,18	0,91± 0,07	4,30± 1,55	0,70± 0,78	0,30± 0,46	4,70± 1,00
K	0,90± 0,08	0,81± 0,15	0,83± 0,18	0,94± 0,10	0,87± 0,11	4,70± 1,00	0,30± 0,46	0,70± 0,78	4,30± 1,55

EAS'nın doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçların, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı olduğu görüldü.

Tablo 4.28. L2 GGS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (Gradyan Boost Classifier)								
Kod Adı	GGS								
Parametreler	lenPTDPSP, angPMA, lenCVPSM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,88± 0,06	0,75± 0,12	0,89± 0,13	0,86± 0,15	0,87± 0,07	4,30± 1,79	0,70± 0,64	0,50± 0,50	4,50± 1,86
K	0,88± 0,06	0,75± 0,12	0,86± 0,15	0,89± 0,13	0,85± 0,11	4,50± 1,86	0,50± 0,50	0,70± 0,64	4,30± 1,79

GGS'nın doğruluk oranı 0,88 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.29. L2 GNB sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (Gaussian Naive Bayes Classifier)								
Kod Adı	GNB								
Parametreler	lenFVM, angPTA, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,89± 0,09	0,78± 0,19	0,87± 0,14	0,89± 0,15	0,89± 0,09	4,50± 1,69	0,50± 0,67	0,60± 0,66	4,40± 1,50
K	0,89± 0,09	0,78± 0,19	0,89± 0,15	0,87± 0,14	0,88± 0,13	4,40± 1,50	0,60± 0,66	0,50± 0,67	4,50± 1,69

GNB'nın doğruluk oranı 0,89 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.30. L2 GSS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gauss Süreçleri Sınıflandırması (Gaussian Process Classifier)								
Kod Adı	GSS								
Parametreler	lenPTDPSP, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,08	0,82± 0,13	0,95± 0,11	0,86± 0,15	0,90± 0,08	4,30± 1,00	0,70± 0,78	0,30± 0,64	4,70± 0,90
K	0,90± 0,08	0,82± 0,13	0,86± 0,15	0,95± 0,11	0,89± 0,08	4,70± 0,90	0,30± 0,64	0,70± 0,78	4,30± 1,00

GSS'nın doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.31. L2 KEYK sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	K-En Yakın Komşular Sınıflandırması (K-Nearest Neighbors Classifier)								
Kod Adı	KEYK								
Parametreler	lenFVM, lenPTDPSP, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,89± 0,09	0,79± 0,18	0,94± 0,18	0,84± 0,14	0,86± 0,17	4,20± 1,47	0,80± 0,75	0,30± 0,90	4,70± 1,85
K	0,89± 0,09	0,79± 0,18	0,84± 0,14	0,94± 0,18	0,88 0,09	4,70± 1,85	0,30± 0,90	0,80± 0,75	4,20± 1,47

KEYK'nın doğruluk oranı 0,89 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.32. L2 DDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması (Linear Discriminant Classifier)								
Kod Adı	DDA								
Parametreler	lenFVAP, lenPMM, lenFVM, lenPTDPSP, angPTA, lenSCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,89± 0,09	0,80± 0,18	0,90± 0,12	0,92± 0,13	0,89± 0,11	4,50± 1,12	0,50± 0,81	0,60± 0,66	4,40± 1,11
K	0,89± 0,09	0,80± 0,18	0,92± 0,13	0,90± 0,12	0,89± 0,09	4,40± 1,11	0,60± 0,66	0,50± 0,81	4,50± 1,12

DDA'nın doğruluk oranı 0,89 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.33. L2 DDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Linear Support Vector Machine Classifier)									
Kod Adı	DDVM									
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenFVM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, angPTA, lenCVPSM, lenPSM, lenCCVM									
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP	
E	0,86± 0,11	0,74± 0,17	0,92± 0,14	0,79± 0,21	0,86± 0,12	4,00± 1,55	1,00± 1,18	0,40± 0,66	4,60± 1,62	
K	0,86± 0,11	0,74± 0,17	0,79± 0,21	0,92± 0,14	0,83± 0,12	4,60± 1,62	0,40± 0,66	1,00± 1,18	4,00± 1,55	

DDVM'nin doğruluk oranı 0,86 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.34. L2 NUDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	U-Destek Vektör Sınıflandırması (U-Support Vector Classifier)									
Kod Adı	NUDVM									
Parametreler	lenPMM, lenPTSPSP, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY									
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP	
E	0,88± 0,07	0,76± 0,13	0,87± 0,16	0,90± 0,17	0,87± 0,09	4,50± 2,20	0,50± 0,81	0,70± 0,78	4,30± 2,00	
K	0,88± 0,07	0,76± 0,13	0,90± 0,17	0,87± 0,16	0,85± 0,11	4,30± 2,00	0,70± 0,78	0,50± 0,81	4,50± 2,20	

NUDVM'nin doğruluk oranı 0,88 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.35. L2 KDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karesel Diskriminat Analiz Sınıflandırması (Quadratic Discriminant Classifier)									
Kod Adı	KDA									
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenPMM, lenFVM, angPTA, lenCVPSM, lenCCVM, lenCCVY									
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP	
E	0,90± 0,09	0,81± 0,17	0,90± 0,12	0,93± 0,10	0,89± 0,11	4,60± 1,74	0,40± 0,66	0,60± 0,80	4,40± 1,62	
K	0,90± 0,09	0,81± 0,17	0,93± 0,10	0,90± 0,12	0,89± 0,11	4,40± 1,62	0,60± 0,80	0,40± 0,66	4,60± 1,74	

KDA'nın doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçların, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.36. L2 RO sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Rastgele Orman Sınıflandırması (Random Forest Classifier)								
Kod Adı	RO								
Parametreler	lenPTDPSP, lenCVPSM, lenSCVM, lenPSM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,08	0,81± 0,15	0,92± 0,11	0,89± 0,12	0,89± 0,09	4,40± 0,66	0,60± 0,66	0,40± 0,49	4,60± 1,02
K	0,90± 0,08	0,81± 0,15	0,89± 0,12	0,92± 0,11	0,90± 0,07	4,60± 1,02	0,40± 0,49	0,60± 0,66	4,40± 0,66

RO'nın doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçların, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.37. L2 DVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Support Vector Machine Classifier)								
Kod Adı	DVM								
Parametreler	lenFVAP, lenPMM, lenFVM, lenPTSPSP, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,87± 0,12	0,74± 0,23	0,84± 0,15	0,90± 0,13	0,86± 0,13	4,50± 1,69	0,50± 0,67	0,80± 0,87	4,20± 1,66
K	0,87± 0,12	0,74± 0,23	0,90± 0,13	0,84± 0,15	0,86± 0,13	4,20± 1,66	0,80± 0,87	0,50± 0,67	4,50± 1,69

DVM'nin doğruluk oranı 0,87' olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

4.2.3. Üçüncü Lumbal Vertebra (L3) İçin Elde Edilen Makine Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları

Tablo 4.38. L3 ADA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	ADA Güçlendirilmiş Sınıflandırma (Ada Boost Classifier)								
Kod Adı	ADA								
Parametreler	lenFVAP, lenPMM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, angPMA, lenCVPSM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,11	0,79± 0,21	0,88± 0,17	0,88± 0,16	0,89± 0,11	4,60± 1,91	0,40± 0,49	0,60± 0,92	4,40± 1,80
K	0,90± 0,11	0,79± 0,21	0,88± 0,16	0,88± 0,17	0,88± 0,13	4,40± 1,80	0,60± 0,92	0,40± 0,49	4,60± 1,91

ADA'nın doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçlar kadın ve erkeklerde eşit bulundu.

Tablo 4.39. L3 KA sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karar Ağacı Sınıflandırma (Decision Tree Classifier)								
Kod Adı	KA								
Parametreler	lenPTM, lenPMM, lenFVM, lenPTSPSP, angPMA, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,12	0,81± 0,24	0,92± 0,13	0,89± 0,14	0,89± 0,14	4,40± 0,92	0,60± 0,80	0,40± 0,66	4,60± 1,20
K	0,90± 0,12	0,81± 0,24	0,89± 0,14	0,92± 0,13	0,90± 0,12	4,60± 1,20	0,40± 0,66	0,60± 0,80	4,40± 0,92

KA'nın doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.40. L3 EAS sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier)								
Kod Adı	EAS								
Parametreler	lenFVAP, lenPTDPSP, lenPTSPSP, angPTA, angPMA, lenSCVM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,90± 0,10	0,80± 0,21	0,88± 0,17	0,89± 0,22	0,88± 0,12	4,50± 1,43	0,50± 0,92	0,50± 0,67	4,50± 1,57
K	0,90± 0,10	0,80± 0,21	0,89± 0,22	0,88± 0,17	0,88± 0,17	4,50± 1,57	0,50± 0,67	0,50± 0,92	4,50± 1,43

EAS'nın doğruluk oranı 0,90 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.41. L3 GGS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (Gradyan Boost Classifier)								
Kod Adı	GGS								
Parametreler	lenFVAP, lenPTSPSP, angPMA, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,88± 0,12	0,79± 0,19	0,92± 0,09	0,86± 0,20	0,88± 0,10	4,20± 1,33	0,80± 1,17	0,40± 0,49	4,60±1, 36
K	0,88± 0,12	0,79± 0,19	0,86± 0,20	0,92± 0,09	0,87± 0,14	4,60± 1,36	0,40± 0,49	0,80± 1,17	4,20±1, 33

GGS'nın doğruluk oranı 0,88 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.42.L3 GNB sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (Gaussian Naive Bayes Classifier)								
Kod Adı	GNB								
Parametreler	lenFVAP, lenPTSPSP, angPMA, lenCVPSM, lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,87±0,06	0,75±0,13	0,90±0,12	0,88±0,15	0,85±0,13	4,30±1,55	0,70±0,90	0,60±0,66	4,40±1,62
K	0,87±0,06	0,75±0,13	0,88±0,15	0,90±0,12	0,86±0,07	4,40±1,62	0,60±0,66	0,70±0,90	4,30±1,55

GNB'nın doğruluk oranı 0,87 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.43. L3 GSS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gauss Süreçleri Sınıflandırması (Gaussian Process Classifier)								
Kod Adı	GSS								
Parametreler	lenFVM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, angPTA, lenCVPSM, lenSCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,89±0,10	0,80±0,18	0,92±0,10	0,90±0,15	0,88±0,13	4,40±1,28	0,60±1,02	0,50±0,67	4,50±1,36
K	0,89±0,10	0,80±0,18	0,90±0,15	0,92±0,10	0,89±0,11	4,50±1,36	0,50±0,67	0,60±1,02	4,40±1,28

GSS'nın doğruluk oranı 0,89 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.44. L3 KEYK sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	K-En Yakın Komşular Sınıflandırması (K-Nearest Neighbors Classifier)								
Kod Adı	KEYK								
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenPTSPSP, angPTA, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,88±0,10	0,77±0,18	0,85±0,14	0,93±0,12	0,87±0,10	4,60±1,36	0,40±0,66	0,80±0,87	4,20±1,08
K	0,88±0,10	0,77±0,18	0,93±0,12	0,85±0,14	0,87±0,12	4,20±1,08	0,80±0,87	0,40±0,66	4,60±1,36

KEYK'nın doğruluk oranı 0,88 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.45. L3 DDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması (Linear Discriminant Classifier)								
Kod Adı	DDA								
Parametreler	lenPTSPSP, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,86± 0,10	0,75± 0,17	0,85± 0,18	0,88± 0,18	0,86± 0,11	4,40± 1,43	0,60± 0,92	0,80± 0,98	4,20± 1,17
K	0,86± 0,10	0,75± 0,17	0,88± 0,18	0,85± 0,18	0,85± 0,12	4,20± 1,17	0,80± 0,98	0,60± 0,92	4,40± 1,43

DDA'nın doğruluk oranı 0,86 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.46. L3 DDVM sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Destek Vektör Makine sınıflandırması (Linear Support Vector Machine Classifier)								
Kod Adı	DDVM								
Parametreler									
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E									
K									

DDVM'nin doğruluğu hesaplanamamıştır.

Tablo 4.47. L3 NUDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	U-Destek Vektör Sınıflandırması (U-Support Vector Classifier)								
Kod Adı	NUSVC								
Parametreler	lenFVAP, lenPMM, lenPTSPSP, angPMA, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,89± 0,13	0,78± 0,28	0,91± 0,23	0,86± 0,22	0,87± 0,19	4,30± 1,35	0,70± 0,90	0,40± 0,92	4,60± 1,50
K	0,89± 0,13	0,78± 0,28	0,86± 0,22	0,91± 0,23	0,87± 0,18	4,60± 1,50	0,40± 0,92	0,70± 0,90	4,30± 1,35

NUDVM'nin doğruluk oranı 0,89 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.48. L3 KDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karesel Diskriminat Analiz Sınıflandırması (Quadratic Discriminant Classifier)								
Kod Adı	KDA								
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenPMM, angPMA, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,87± 0,13	0,74± 0,26	0,90± 0,16	0,86± 0,17	0,86± 0,15	4,20± 1,60	0,80± 0,98	0,50± 0,67	4,50± 1,75
K	0,87± 0,13	0,74± 0,26	0,86± 0,17	0,90± 0,16	0,86± 0,13	4,50± 1,75	0,50± 0,67	0,80± 0,98	4,20± 1,60

KDA'nın doğruluk oranı 0,87 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.49. L3 RO sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Rastgele Orman Sınıflandırması (Random Forest Classifier)								
Kod Adı	RO								
Parametreler	lenFVAP, angPTA, angPMA, lenCVPSM, lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,88± 0,12	0,78± 0,21	0,93± 0,12	0,88± 0,16	0,88± 0,12	4,30± 2,19	0,70± 0,90	0,50± ,92	4,50± 1,96
K	0,88± 0,12	0,78± 0,21	0,88± 0,16	0,93± 0,12	0,86± 0,15	4,50± 1,96	0,50± 0,92	0,70± ,90	4,30± 2,19

RO'nın doğruluk oranı 0,88 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.50. L3 DVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Support Vector Machine Classifier)								
Kod Adı	DVM								
Parametreler	lenPTDPSP, angPMA, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,88± 0,10	0,78± 0,17	0,91± 0,15	0,91± 0,12	0,87± 0,11	4,40± 1,43	0,60± 0,80	0,60± 1,02	4,40± 1,36
K	0,88± 0,10	0,78± 0,17	0,91± 0,12	0,91± 0,15	0,87± 0,12	4,40± 1,36	0,60± 1,02	0,60± 0,80	4,40± 1,43

DVM'nın doğruluk oranı 0,88 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadın ve erkeklerde eşit bulundu.

4.2.4. Dördüncü Lumbal Vertebra (L4) İçin Elde Edilen Makina Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları

Tablo 4.51. L4 ADA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	ADA Güçlendirilmiş Sınıflandırma (Ada Boost Classifier)								
Kod Adı	ADA								
Parametreler	lenPTSPSP, angPMA, lenSCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,84± 0,11	0,68± 0,22	0,86± 0,12	0,81± 0,19	0,84± 0,11	4,10± 1,51	0,90± 0,94	0,70± 0,64	4,30± 1,35
K	0,84± 0,11	0,68± 0,22	0,81± 0,19	0,86± 0,12	0,82± 0,13	4,30± 1,35	0,70± 0,64	0,90± 0,94	4,10± 1,51

ADA'nın doğruluk oranı 0,84 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.52. L4 KA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karar Ağacı Sınıflandırma (Decision Tree Classifier)								
Kod Adı	KA								
Parametreler	lenFVAP, angPTA, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,82± 0,11	0,68± 0,17	0,82± 0,20	0,83± 0,21	0,82± 0,11	4,20± 1,60	0,80± 0,87	1,00± 1,34	4,00± 1,26
K	0,82± 0,11	0,68± 0,17	0,83± 0,21	0,82± 0,20	0,79± 0,15	4,00± 1,26	1,00± 1,34	0,80± 0,87	4,20± 1,60

KA 'nın doğruluk oranı 0,82 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.53. L4 EAS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier)								
Kod Adı	EAS								
Parametreler	lenFVM, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,86± 0,13	0,74± 0,24	0,92± 0,15	0,81± 0,18	0,87± 0,12	4,10± 1,64	0,90± 0,83	0,50± 0,92	4,50± 1,28
K	0,86± 0,13	0,74± 0,24	0,81± 0,18	0,92± 0,15	0,84± 0,14	4,50± 1,28	0,50± 0,92	0,90± 0,83	4,10± 1,64

EAS'nın doğruluk oranı 0,86 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.54. L4 GGS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (Gradyan Boost Classifier)								
Kod Adı	GGS								
Parametreler	angPMA, lenSCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,87± 0,09	0,76± 0,16	0,83± 0,21	0,92± 0,14	0,84± 0,15	4,50± 1,02	0,50± 0,92	0,80± 0,87	4,20± 1,40
K	0,87± 0,09	0,76± 0,16	0,92± 0,14	0,83± 0,21	0,88± 0,08	4,20± 1,40	0,80± 0,87	0,50± 0,92	4,50± 1,02

GGS'nın doğruluk oranı 0,87 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.55. L4 GNB sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (Gaussian Naive Bayes Classifier)								
Kod Adı	GNB								
Parametreler	lenCVPSM, lenSCVY, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,83± 0,08	0,68± 0,14	0,81± 0,10	0,86± 0,15	0,82± 0,09	4,20± 0,87	0,80± 0,87	0,90± 0,54	4,10± 1,22
K	0,83± 0,08	0,68± 0,14	0,86± 0,15	0,81± 0,10	0,83± 0,09	4,10± 1,22	0,90± 0,54	0,80± 0,87	4,20± 0,87

GNB 'nın doğruluk oranı 0,83 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.56. L4 GGS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gauss Süreçleri Sınıflandırması (Gaussian Process Classifier)								
Kod Adı	GSS								
Parametreler	lenSCVY, lenSCVM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,85± 0,07	0,69± 0,13	0,88± 0,15	0,78± 0,20	0,84± 0,08	4,00± 1,90	1,00± 0,89	0,50± 0,50	4,50± 1,75
K	0,85± 0,07	0,69± 0,13	0,78± 0,20	0,88± 0,15	0,81± 0,11	4,50± 1,75	0,50± 0,50	1,00± 0,89	4,00± 1,90

GSS 'nın doğruluk oranı 0,85 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.57. L4 KEYK sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	K-En Yakın Komşular Sınıflandırması (K-Nearest Neighbors Classifier)								
Kod Adı	KEYK								
Parametreler	lenPMM, lenSCVY, lenSCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,83± 0,11	0,69± 0,19	0,89± 0,12	0,80± 0,20	0,83± 0,12	3,90± 1,37	1,10± 1,22	0,60± 0,66	4,40± 1,28
K	0,83± 0,11	0,69± 0,19	0,80± 0,20	0,89± 0,12	0,81± 0,14	4,40± 1,28	0,60± 0,66	1,10± 1,22	3,90± 1,37

KEYK 'nın doğruluk oranı 0,83 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.58. L4 DDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması (Linear Discriminant Classifier)								
Kod Adı	DDA								
Parametreler	lenFVM, lenCVPSM, lenSCVY, lenSCVM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,85± 0,07	0,72± 0,10	0,88± 0,12	0,85± 0,15	0,84± 0,07	4,20± 1,33	0,80± 0,87	0,70± 0,78	4,30± 1,27
K	0,85± 0,07	0,72± 0,10	0,85± 0,15	0,88± 0,12	0,84± 0,08	4,30± 1,27	0,70± 0,78	0,80± 0,87	4,20± 1,33

DDA 'nın doğruluk oranı 0,85 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.59. L4 DDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Linear Support Vector Machine Classifier)								
Kod Adı	DDVM								
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenPMM, lenFVM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, angPTA, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,81± 0,13	0,64± 0,25	0,72± 0,23	0,90± 0,17	0,77± 0,19	4,50± 1,63	0,50± 0,81	1,40± 1,28	3,60± 1,56
K	0,81± 0,13	0,64± 0,25	0,90± 0,17	0,72± 0,23	0,81± 0,15	3,60± 1,56	1,40± 1,28	0,50± 0,81	4,50± 1,63

DDVM'nin doğruluk oranı 0,81 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.60. L4 NUDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	U-Destek Vektör Sınıflandırması (U-Support Vector Classifier)								
Kod Adı	NUDVM								
Parametreler	lenFVM, lenCVPSM, lenSCVY, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,85± 0,09	0,72± 0,17	0,86± 0,12	0,86± 0,19	0,84± 0,09	4,20± 1,17	0,80± 0,98	0,70± 0,64	4,30± 1,27
K	0,85± 0,09	0,72± 0,17	0,86± 0,19	0,86± 0,12	0,84± 0,12	4,30± 1,27	0,70± 0,64	0,80± 0,98	4,20± 1,17

NUDVM'nin doğruluk oranı 0,85 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde ve kadınlarda eşit bulundu.

Tablo 4.61. L4 KDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karesel Diskriminat Analiz Sınıflandırması (Quadratic Discriminant Classifier)								
Kod Adı	KDA								
Parametreler	lenFVAP, lenCVPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,83± 0,09	0,69± 0,15	0,84± 0,16	0,87± 0,16	0,82± 0,10	4,20± 1,17	0,80± 0,98	0,90± 0,94	4,10± 1,14
K	0,83± 0,09	0,69± 0,15	0,87± 0,16	0,84± 0,16	0,82± 0,11	4,10± 1,14	0,90± 0,94	0,80± 0,98	4,20± 1,17

KDA'nın doğruluk oranı 0,83 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.62. L4 RO sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Rastgele Orman Sınıflandırması (Random Forest Classifier)								
Kod Adı	RO								
Parametreler	lenFVM, angPTA, lenSCVM, lenPSM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,84± 0,14	0,72± 0,22	0,90± 0,17	0,80± 0,22	0,84± 0,14	3,90± 1,45	1,10± 1,45	0,50± 0,81	4,50± 1,50
K	0,84± 0,14	0,72± 0,22	0,80± 0,22	0,90± 0,17	0,82± 0,17	4,50± 1,50	0,50± 0,81	1,10± 1,45	3,90± 1,45

RO'nın doğruluk oranı 0,84' olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.63. L4 DVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Support Vector Machine Classifier)								
Kod Adı	DVM								
Parametreler	lenFVM, lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,84± 0,13	0,71± 0,22	0,88± 0,13	0,83± 0,20	0,83± 0,14	4,00± 1,55	1,00± 1,26	0,60± 0,66	4,40± 1,80
K	0,84± 0,13	0,71± 0,22	0,83± 0,20	0,88± 0,13	0,83± 0,12	4,40± 1,80	0,60± 0,66	1,00± 1,26	4,00± 1,55

DVM'nın doğruluk oranı 0,84 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

4.2.5. Beşinci Lumbal Vertebra (L5) İçin Elde Edilen Makine Öğrenme Algoritmaları Sınıflandırma Sonuçları

Tablo 4.64. L5 ADA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	ADA Güçlendirilmiş Sınıflandırma (Ada Boost Classifier)								
Kod Adı	ADA								
Parametreler	lenPTM, lenPMM, lenFVM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,82± 0,13	0,65± 0,26	0,85± 0,17	0,79± 0,16	0,82± 0,15	3,90± 0,83	1,10± 0,94	0,70± 0,78	4,30± 1,19
K	0,82± 0,13	0,65± 0,26	0,79± 0,16	0,85± 0,17	0,82± 0,13	4,30± 1,19	0,70± 0,78	1,10± 0,94	3,90± 0,83

ADA'nın doğruluk oranı 0,82 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.65. L5 KA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karar Ağacı Sınıflandırma (Decision Tree Classifier)								
Kod Adı	KA								
Parametreler	lenPTDPSP, angPTA, lenSCVY, lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,84± 0,05	0,69± 0,10	0,80± 0,18	0,86± 0,13	0,82± 0,09	4,30± 1,19	0,70± 0,64	0,90± 0,70	4,10± 1,37
K	0,84± 0,05	0,69± 0,10	0,86± 0,13	0,80± 0,18	0,84± 0,05	4,10± 1,37	0,90± 0,70	0,70± 0,64	4,30± 1,19

KA'nın doğruluk oranı 0,84 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.66. L5 EAS sonucu

Sınıflandırıcı Adı	Ekstra Ağaçlar Sınıflandırması (Extra Trees Classifier)								
Kod Adı	EAS								
Parametreler	lenPMM, lenPTDPSP, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,83± 0,12	0,69± 0,20	0,86± 0,16	0,85± 0,17	0,83± 0,10	4,20± 1,72	0,80± 0,98	0,90± 1,22	4,10± 1,14
K	0,83± 0,12	0,69± 0,20	0,85± 0,17	0,86± 0,16	0,80± 0,19	4,10± 1,14	0,90± 1,22	0,80± 0,98	4,20± 1,72

EAS'nın doğruluk oranı 0,83 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.67. L5 GGS sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gradyan Güçlendirme Sınıflandırması (Gradyan Boost Classifier)								
Kod Adı	GGS								
Parametreler	angPTA, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,85± 0,07	0,70± 0,15	0,88± 0,13	0,81± 0,08	0,85± 0,07	4,10± 1,14	0,90± 0,30	0,60± 0,66	4,40± 1,02
K	0,85± 0,07	0,70± 0,15	0,81± 0,08	0,88± 0,13	0,83± 0,09	4,40± 1,02	0,60± 0,66	0,90± 0,30	4,10± 1,14

GGS'nın doğruluk oranı 0,85 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.68. L5 GNB sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Gaussian Naive Bayes Sınıflandırması (Gaussian Naive Bayes Classifier)								
Kod Adı	GNB								
Parametreler	lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,84± 0,09	0,70± 0,17	0,85± 0,13	0,84± 0,18	0,84± 0,09	4,20± 1,33	0,80± 0,98	0,80± 0,75	4,20± 0,87
K	0,84± 0,09	0,70± 0,17	0,84± 0,18	0,85± 0,13	0,82± 0,12	4,20± 0,87	0,80± 0,75	0,80± 0,98	4,20± 1,33

GNB'nın doğruluk oranı 0,84 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.69. L5 GSS sonucu

Sınıflandırıcı Adı	Gauss Süreçleri Sınıflandırması (Gaussian Process Classifier)								
Kod Adı	GSS								
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenSCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,81± 0,09	0,62± 0,20	0,76± 0,16	0,84± 0,14	0,79± 0,12	4,20± 1,25	0,80± 0,75	1,10± 0,70	3,90± 1,37
K	0,81± 0,09	0,62± 0,20	0,84± 0,14	0,76± 0,16	0,81± 0,09	3,90± 1,37	1,10± 0,70	0,80± 0,75	4,20± 1,25

GSS'nın doğruluk oranı 0,81 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.70. L5 KEYK sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	K-En Yakın Komşular Sınıflandırması (K-Nearest Neighbors Classifier)								
Kod Adı	KEYK								
Parametreler	lenFVAP, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,84±0,08	0,67±0,17	0,87±0,11	0,83±0,20	0,82±0,14	4,10±1,81	0,90±0,94	0,70±0,64	4,30±1,73
K	0,84±0,08	0,67±0,17	0,83±0,20	0,87±0,11	0,80±0,15	4,30±1,73	0,70±0,64	0,90±0,94	4,10±1,81

KEYK'nın doğruluk oranı 0,84 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.71. L5 DDA sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflandırması (Linear Discriminant Classifier)								
Kod Adı	DDA								
Parametreler	lenPTDPSP, angPMA, lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,86±0,09	0,74±0,16	0,84±0,15	0,89±0,11	0,84±0,11	4,40±0,66	0,60±0,66	0,80±0,87	4,20±1,17
K	0,86±0,09	0,74±0,16	0,89±0,11	0,84±0,15	0,87±0,08	4,20±1,17	0,80±0,87	0,60±0,66	4,40±0,66

DDA'nın doğruluk oranı 0,86 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.72. L5 DDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Doğrusal Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Linear Support Vector Machine Classifier)								
Kod Adı	DDVM								
Parametreler	lenPTM, lenFVAP, lenPMM, lenFVM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, angPTA, angPMA, lenSCVY, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,77±0,12	0,53±0,27	0,70±0,26	0,80±0,25	0,71±0,20	4,00±1,67	1,00±1,18	1,30±1,00	3,70±2,00
K	0,77±0,12	0,53±0,27	0,80±0,25	0,70±0,26	0,76±0,17	3,70±2,00	1,30±1,00	1,00±1,18	4,00±1,67

DDVM'nın doğruluk oranı 0,77 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.73. L5 NUDVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	U-Destek Vektör Sınıflandırması (U-Support Vector Classification)								
Kod Adı	NUDVM								
Parametreler	angPTA, lenSCVY, lenSCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,82± 0,09	0,66± 0,16	0,80± 0,14	0,86± 0,15	0,80± 0,11	4,20± 1,25	0,80± 0,98	1,00± 0,77	4,00± 1,34
K	0,82± 0,09	0,66± 0,16	0,86± 0,15	0,80± 0,14	0,82± 0,08	4,00± 1,34	1,00± 0,77	0,80± 0,98	4,20± 1,25

NUDVM'nın doğruluk oranı 0,82 olarak ele alındı ve sonuçlar erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.74. L5 KDA sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Karesel Diskriminat Analiz Sınıflandırması (Quadratic Discriminant Classifier)								
Kod Adı	KDA								
Parametreler	lenPTM, lenPTDPPSP, angPTA, lenSCVY, lenSCVM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,85± 0,10	0,71± 0,20	0,88± 0,13	0,82± 0,20	0,85± 0,10	4,10± 1,30	0,90± 0,94	0,60± 0,66	4,40± 1,02
K	0,85± 0,10	0,71± 0,20	0,82± 0,20	0,88± 0,13	0,83± 0,14	4,40± 1,02	0,60± 0,66	0,90± 0,94	4,10± 1,30

KDA'nın doğruluk oranı 0,85 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.75. L5 RO sonuçları

Sınıflandırıcı Adı	Rastgele Orman Sınıflandırması (Random Forest Classifier)								
Kod Adı	RO								
Parametreler	lenPTM, lenPTSPSP, lenSCVM, lenPSM, lenCCVM								
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,83± 0,17	0,67± 0,34	0,88± 0,23	0,84± 0,15	0,79± 0,25	4,00± 1,48	1,00± 1,18	0,70± 1,19	4,30± 2,00
K	0,83± 0,17	0,67± 0,34	0,84± 0,15	0,88± 0,23	0,82± 0,19	4,30± 2,00	0,70± 1,19	1,00± 1,18	4,00± 1,48

RO'nın doğruluk oranı 0,83 olarak elde edildi. Sonuçlar, kadınlarda daha özgül erkeklerde daha duyarlı bulundu.

Tablo 4.76. L5 DVM sonuçları

Sınıflandırıcı Adı		Destek Vektör Makine Sınıflandırması (Support Vector Machine Classifier)							
Kod Adı		DVM							
Parametreler		lenFVAP, lenPMM, lenFVM, lenSCVY, lenSCVM, lenCCVM, lenCCVY							
Cinsiyet	Acc	Mcc	Sen	Spe	F1	TN	FP	FN	TP
E	0,82± 0,10	0,65± 0,19	0,76± 0,20	0,87± 0,16	0,79± 0,13	4,40± 1,62	0,60± 0,66	1,20± 0,98	3,80± 1,66
K	0,82± 0,10	0,65± 0,19	0,87± 0,16	0,76± 0,20	0,81± 0,10	3,80± 1,66	1,20± 0,98	0,60± 0,66	4,40± 1,62

DVM'nın doğruluk oranı 0,82 olarak elde edildi. Sonuçlar, erkeklerde daha özgül kadınlarda daha duyarlı bulundu.

Aşağıda verilen Tablo 4.73'te tüm lumbur vertebralar için makine öğrenme algoritmalarından elde edilen doğrulama oranları görülmektedir.

Tablo 4.77. L1-L5 vertebraları için makine öğrenme algoritmaları doğrulama oranları

	ADA	KA	EAS	GGs	GNB	GSS	KEYK	DDA	DDVM	NUDVM	KDA	RO	DVM
L1	0.92±0.13	0.90±0.09	0.91±0.05	0.90±0.09	0.90±0.14	0.92±0.10	0.93±0.06	0.91±0.12	0.78±0.11	0.91±0.08	0.91±0.09	0.91±0.07	0.90±0.06
L2	0.88±0.12	0.87±0.09	0.90±0.08	0.88±0.06	0.89±0.09	0.90±0.08	0.89±0.09	0.89±0.09	0.86±0.11	0.88±0.07	0.90±0.09	0.90±0.08	0.87±0.12
L3	0.90±0.11	0.90±0.12	0.90±0.10	0.88±0.12	0.87±0.06	0.89±0.10	0.88±0.10	0.86±0.10	YOK	0.89±0.13	0.87±0.13	0.88±0.12	0.88±0.10
L4	0.84±0.11	0.82±0.11	0.86±0.13	0.87±0.09	0.83±0.08	0.85±0.07	0.83±0.11	0.85±0.07	0.81±0.13	0.85±0.09	0.83±0.09	0.84±0.14	0.84±0.13
L5	0.82±0.13	0.84±0.05	0.83±0.12	0.85±0.07	0.84±0.09	0.81±0.09	0.84±0.08	0.86±0.09	0.77±0.12	0.82±0.09	0.85±0.10	0.83±0.17	0.82±0.10

5. TARTIŞMA

Tarihsel olarak, adli antropologlar, morfologlar ve arkeologlar iskelet kalıntılarından cinsiyeti tahmin etmek için morfolojik ve antropometrik teknikler kullanmışlardır (Saukko, 2015). İnsan kalıntılarından cinsiyet tespiti, adli tıp analizinin önemli bir parçasıdır. Bilinmeyen bir iskeletin erkek mi dişi mi olduğunu belirlemek, potansiyel kimlik havuzunu yarı yarıya daraltır (Iskan, 2013).

Cinsiyet tahmini, antropolojik incelemenin en önemli unsurlarından biridir. Ölüm yaşı, ırk, boy tahmini gibi diğer iskelet parametrelerinin tanımlanmasını kolaylaştırmanın yanı sıra patolojik durumlar, çevresel ve beslenme alışkanlıkları gibi biyolojik faktörlerin birleştirildiği çalışmalarda yön verebilmektedir (Cattaneo, 2007; Marlow, 2016).

Cinsiyet tahmininde, Pelvis ve kafatası kemiği yüksek doğruluk oranı verdiği için sıklıkla kullanılan kemiklerdir. Ancak olay yerinde bu kemikler bulunamadığında veya kemiklerin deforme olması durumunda farklı kemiklere ihtiyaç duyulmaktadır (Duric, 2005; France, 1998; Gualdi, 2007).

Vertebral kolon, kalınlığı ve mekanik kuvvetlere direnme kapasitesi nedeniyle adli soruşturmalarda kullanılmıştır. Vertebra, ağırlık taşıma işlevine katkıda bulunan dış yoğun kortikal kemik ve iç süngerimsi kemiğin bir kombinasyonunu içerir (El Dine, 2015; Tan, 2004). Çoğu durumda, vertebral kolonun iyi korunmuş bir kemik olduğu düşünülmüştür (Hora, 2018; Padovan, 2019), çünkü genellikle orman yangını, toplu afet, patlama, trafik kazası gibi durumlarda deforme olmadan kalabildiği tespit edilmiştir (Blau, 2011). Ayrıca bu gibi durumlarda alt torasik ve lomber omurların yoğunlukları ve ağırlık taşıma işlevleri nedeniyle korunma olasılığı daha yüksektir (Frykberg, 2002; Yu, 2008).

Erkeklerin uzun kemikleri dişilerden daha uzun ve geniştir. Vertebral kolonda uzun kemik olduğundan bu eğilim omurlarda da mevcuttur, ancak omur yükseklikleri erkeklerde kadınlardan sadece biraz daha uzundur (Seeman, 2001). Bölgesel ırk farklılıkları da bir etkidir ve dikkate alınmalıdır (Rosing, 2007).

Cinsiyet tahmini amacıyla, bilinen modern toplumların osteometrik değerlerini oluşturmak için bilgisayarlı tomografi (BT) taramalarından elde edilen üç boyutlu olarak oluşturulmuş kemik görüntülerinin ve yapay zeka algoritmalarının kullanımı son yıllarda artmıştır (Alunni, 2015; Alves, 2023; Bewes, 2019; Kartal, 2022; Oura,

2023; Öztürk, 2021; Secgin, 2021; Shalaby, 2023; Toy, 2022; Turan, 2019). Bu yöntem ile kemik temizliğine gerek kalmadan ve kemiğe herhangi bir zarar verilmeden ölçümler kısa bir sürede gerçekleştirilir (Ramsthaler, 2010).

Vertebraların tamamı ya da bazı bölümleri birçok morfometrik çalışmada değerlendirilmiş olup, torasik vertebranın (Bastir, 2014; Roggio, 2023; Sakaran , 2023), servikal vertebranın (Kaeswaren, 2019; Karaca, 2023; Marino, 1995; Öztürk, 2021; Paskins, 2023; Yenigül, 2021), lomber vertebranın (Azofra-Monge, 2020; Barakat, 2023; Bozdogan, 2021; El Dine, 2015; Khaleghi, 2022; Ramadan, 2017; Rohmani, 2022; Zheng, 2012) cinsiyet tayini için güvenilirliği yüksek sonuçlarla tespit edilmiştir.

T12 ve L1 vertebraları için (El Dine, 2015), Mısırlı 120 (54 erkek ve 66 kadın) yetişkin bireyin BT görüntüleri üzerinden yaptıkları morfometrik bir çalışmada 24 lineer ölçüm alarak 4 oran hesapladılar. Verileri, sosyal bilimler için istatistik paketi (SPSS 20) ile analiz ettiler. Daha sonra cinsiyet tayini için doğruluklar ve regresyon denklemleri türettirler. Cinsiyetler arasındaki farkı belirlemek için t testi kullandılar. 24 lineer ölçümden 14'ünü, T12 omurda kullandılar ve önemli cinsiyet farklılıkları buldular. L1 omurla ilgili olarak ise sadece yedi lineer ölçüm kullandılar ve omur gövdesinin arka yüksekliği/omur gövdesinin ön yüksekliğinin (VBHp/VBHa) bir oranının dimorfik olduğunu tespit ettiler. T12 omurunun doğruluk yüzdesi %93,1, L1 omurunun doğruluk yüzdesini ise %68 olarak buldular. Bu tez çalışması ile sadece iki parametre ortak olup bunlar, lenFVM ve lenFVAP'dir. lenFVM değerini erkeklerde $15,30 \pm 1,73$, kadınlarda $15,63 \pm 2,05$ ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı sonuç bulamadılar. Bu çalışmada ise bu parametre, erkeklerde $23,39 \pm 1,87$, kadınlarda $21,92 \pm 1,97$ ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı bulundu. lenFVM parametresi için iki çalışmanın sonuçlarının örtüşmediği görülmektedir. lenFVAP değerini erkeklerde $22,83 \pm 5,05$, kadınlarda $25,11 \pm 5,02$ ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı buldular. Bu tez çalışmasında ise erkeklerde $18,12 \pm 2,03$ kadınlarda $18,37 \pm 2,10$ ölçüldü ve cinsiyetler arasında istatistiksel olarak anlamlı bulundu. lenFVAP parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. Bu çalışmada, makine öğrenme algoritmaları kullanılarak yapılan işaretlemelere göre L1-L5 omurlarından cinsiyet tayini, en yüksek doğruluk oranı %93 ile L1 omuru için yapılabilmekte olduğu tespit edildi. İki çalışmayı karşılaştırdığımızda bu çalışmada L1 için bulunan cinsiyet tayininde doğruluk

oranın daha yüksek olduğu görülmektedir. Sonuçlarda ortaya çıkan farklılıkların, farklı ırklar üzerinde çalışılmış olmasından kaynaklanabileceğini düşünmekteyiz.

L1 vertebraı için (Zheng, 2012), dijital üç boyutlu antropometri yöntemleri kullanarak 210 Çinli yetişkinden (113 erkek ve 97 kadın), yirmi dokuz doğrusal ölçüm ve beş oran hesapladılar. Diskriminant analizi kullanarak, 23 lineer ölçümün ve iki oranın cinsel dimorfizmi tanımladığını buldular, tahmin doğruluğu %57.1 ile %86.6 arasında değişmekteydi. Kademeli bir diskriminant fonksiyon analizi yöntemi kullanarak, cinsiyeti %88,6 doğrulukla tahmin ettiğini buldular. Sonuç olarak birinci bel omurunun Çin popülasyonunda cinsiyetin belirlenmesine yardımcı olabileceği sonucuna ulaştılar. Bu tez çalışması ile sadece iki parametre ortak olup bunlar, LenFVM ve LenFVAP'dir. LenFVM değerini erkeklerde $20,31 \pm 1,89$, kadınlarda $19,04 \pm 1,53$ ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı buldular. Bu tez çalışmasında ise bu parametre erkeklerde $23,39 \pm 1,87$, kadınlarda $21,92 \pm 1,97$ ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı bulundu. LenFVM parametresi için iki çalışmanın sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. LenFVAP değerini erkeklerde $14,14 \pm 1,19$, kadınlarda $14,31 \pm 1,23$ ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı bulmadılar. Bu tez çalışmasında ise erkeklerde $18,12 \pm 2,03$, kadınlarda $18,37 \pm 2,10$ ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı bulundu. LenFVAP parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklemediği görülmektedir. Bu tez çalışmasında, makine öğrenme algoritmaları kullanılarak yapılan işaretlemelere göre L1-L5 omurlarından cinsiyet tayini, en yüksek doğruluk oranı %93 ile L1 omuru için yapılabildiği tespit edildi. Bu çalışma ile karşılaştırdığımızda L1 için tespit ettiğimiz cinsiyet tayininde doğruluk oranı daha yüksek çıkmıştır. Sonuçlarda ortaya çıkan farklılıkların, farklı ırklar üzerinde çalışılmış olmasından kaynaklanabileceğini düşünmekteyiz.

L1 vertebraı için (Ramadan, 2017), yapmış oldukları çalışmada, Kahire Üniversitesi Kasralainy Tıp Fakültesi Radyoloji Anabilim Dalı'nda 10 ila 64 yaş aralığında 123 Mısırlı hastadan (62 erkek, 61 kadın) alınan Abdominal Bilgisayarlı Tomografi (BT) görüntüleri üzerinden için belirlenen on beş lineer ölçüm alarak yaş ve cinsiyeti tespit etmeyi amaçladılar. Verilerin analizinde istatistiksel analiz paketini (SPSS 21) kullandılar. Niteliksel verileri karşılaştırmak için bağımsız t testi ve diskriminant fonksiyon analizinin ardından Pearson korelasyon analizini kullandılar. Bu tez çalışması ile sadece dört parametre ortak olup bunlar, LenFVM, LenPTM, LenPSM ve LenCVPSM'dir. LenFVM değerini erkeklerde $24,2 \pm 2,2$, kadınlarda

22,5±1,8 ölçütler ve istatistiksel olarak anlamlı olduğunu buldular. Bu tez çalışmasında ise erkeklerde 23,39±1,87, kadınlarda 21,92±1,97 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenFVM parametresi için iki çalışmanın sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. LenPTM değerini erkeklerde 47,1±8,4, kadınlarda 41,0±4,4 ölçütler ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığını buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 74,71±5,85 kadınlarda 68,12±5,31 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenPTM parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. LenPSM değerini erkeklerde 32,2±5,2, kadınlarda 28,9±3,5 ölçütler ve istatistiksel olarak anlamlı olduğunu buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 32,16±2,95 kadınlarda 27,98±3,32 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenPSM parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. LenCVPSM değerini erkeklerde 78,7±7,2, kadınlarda 70,4±4,3 ölçütler ve istatistiksel olarak anlamlı olduğunu buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 79,50±4,63 kadınlarda 71,32±3,71 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenCVPSM parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. Sonuç olarak her iki çalışmada erkek hastaların, birinci lomber omur ölçümlerinin çoğunda kadınlara göre daha yüksek ortalama değerler verdiğini görmekteyiz. Ramadan ve arkadaşları L1 omuru için cinsiyeti %84,6 doğruluk oranıyla belirlediler. Bu tez çalışmasında ise bu oran %93 ile daha yüksek bir doğruluk oranı vermektedir.

L2 ve L3 vertebraları için (Khaleghi, 2022), yapmış oldukları çalışmada, lomber omurgasında herhangi bir konjenital anomalisi, metabolik, yapısal veya romatizmal hastalık öyküsü ve cerrahi öyküsü olmayan, 18 yaşından büyük, 100 (46 erkek, 54 kadın) İranlı bireyin, karın ve pelvis BT taraması sonucunda elde edilen görüntülerini kullandılar. Bu görüntüler üzerinde ikinci ve üçüncü lomber omur üzerinde belirledikleri 14 liner ölçüm yaptılar. Verileri analiz etmek için SPSS 23 versiyonunu kullanarak değişkenlerin normalliğini Shapiro-Wilk testi ile değerlendirdiler. Çalışma değişkenleri arasındaki ilişkiyi değerlendirmek için bağımsız t-testi ve Pearson korelasyonunu kullandılar. Sonuç olarak çoğu L2 ve L3 parametresinin, 0,620 ile 0,888 arasında eğri altındaki alanla, erkekleri kadınlardan ayırabildiğini gösterdiler. Bu çalışma ile sadece dört parametre ortak olup bunlar, LenFVM, LenPTM, LenPSM ve LenFVAP'dir. L2 için LenFVM'yi erkeklerde

23,13 $\pm$ 2,01, kadınlarda 22,42 $\pm$ 1,84 ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığını buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 23,52 $\pm$ 1,95, kadınlarda 22,11 $\pm$ 1,83 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenFVM parametresi için iki çalışmanın sonuçlarının birbirini desteklemediği görülmektedir. LenPTM değerini erkeklerde 84,88 $\pm$ 6,45, kadınlarda 74,67 $\pm$ 10,34 ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığını buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 84,10 $\pm$ 7,21 kadınlarda 75,55 $\pm$ 5,12 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenPTM parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklemediği görülmektedir. LenCVPSM değerini erkeklerde 83,50 $\pm$ 4,69 kadınlarda 76,22 $\pm$ 4,55 ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı olduğunu buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 36,59 $\pm$ 3,57 kadınlarda 32,25 $\pm$ 3,16 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenCVPSM parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. LenFVAP değerini erkeklerde 15,69 $\pm$ 1,81, kadınlarda 15,97 $\pm$ 1,44 ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığını buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 16,34 $\pm$ 1,88 kadınlarda 16,96 $\pm$ 1,74 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığı bulundu. LenFVAP parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. L3 için LenFVM değerini erkeklerde 23,55 $\pm$ 2,20, kadınlarda 23,02 $\pm$ 1,79 ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığını buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 24,34 $\pm$ 2,46, kadınlarda 23,99 $\pm$ 8,08 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenFVM parametresi için iki çalışmanın sonuçlarının birbirini desteklemediği görülmektedir. LenPTM değerini erkeklerde 93,91 $\pm$ 7,22, kadınlarda 85,86 $\pm$ 6,56 ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı olduğunu buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 94,35 $\pm$ 8,02, kadınlarda 84,47 $\pm$ 8,71 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenPTM parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. LenCVPSM değerini erkeklerde 84,63 $\pm$ 4,47, kadınlarda 76,74 $\pm$ 4,77 ölçtüler ve istatistiksel olarak anlamlı olduğunu buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 36,59 $\pm$ 3,57, kadınlarda 32,25 $\pm$ 3,16 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu bulundu. LenCVPSM parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. LenFVAP değerini erkeklerde 14,74 $\pm$ 1,59, kadınlarda 15,12 $\pm$ 1,67 ölçmüşler ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığını buldular. Bu çalışmada ise erkeklerde 15,45 $\pm$ 1,99, kadınlarda 15,99 $\pm$ 1,85 ölçüldü ve istatistiksel olarak anlamlı olmadığı bulundu. LenFVAP parametresi için iki çalışmanın ölçüm sonuçlarının birbirini desteklediği görülmektedir. Sonuç olarak

her iki çalışmada erkek hastaların, ikinci ve üçüncü lomber omur ölçümlerinin çoğunda kadınlara göre daha yüksek ortalama değerler gösterdiğini ve cinsiyet tespiti için yüksek oranda doğruluk verdiğini görmekteyiz.

L4 vertebraı için (Oura, 2018), yapmış oldukları çalışmayla, tek bir periferik kantitatif bilgisayarlı tomografi (pQCT) diliminden bile cinsiyet tahmini için bir derin öğrenme algoritması geliştirme olasılığını araştırmayı amaçladılar. Bu çalışmada, Terry Anatomik Koleksiyonundan toplam 117 omur kullanıldı. Hepsi beyaz etnik kökene sahip 58 erkek ve 59 kadın kadavra vardı, ortalama ölüm yaşı 49'du. L4 korpusunun ortasından bir koronal pQCT taraması aldılar. AIDeveloper yazılımında uygulanan toplam 19 sinir ağı mimarisinde cinsiyet tahmini yaptılar. Keşfedilen mimarilerden LeNet5 tabanlı bir algoritma test setinde %86,4 ile en yüksek doğruluğa ulaştılar. Cinsiyete özel sınıflandırma oranlarını, erkeklerde %90,9, kadınlarda ise %81,8 buldular. Bu çalışmada ise, ML algoritmaları ile L4 omuru için cinsiyet tespitinde %87 ile daha yüksek bir doğruluk oranı elde edildi.

L1-L5 vertebraları için (Malatong, 2023), yapmış oldukları çalışmada, Tayland popülasyonunda cinsiyet tayini yapmak için, Tayland Chiang Mai Üniversitesi Tıp Fakültesi Adli Osteoloji Araştırma Merkezi'nden 220 Taylandlı bireyden (110 erkek ve 110 kadın) derin öğrenme ve morfometrik teknikler kullandılar. Morfometrik teknik için üst ve alt uç plakaların dijital kumpastan iki doğrusal ölçüm aldılar ve görüntü analizi yaptılar. Bel omur gövdesinin üst ve alt uç plakalarına görüntü sınıflandırıcı derin öğrenme algoritmaları uyguladılar. Sonuç olarak doğruluk oranlarını, dijital kumpas, görüntü analizi ve derin öğrenme teknikleri için sırasıyla %82,7, %90,0 ve %92,5 olarak hesapladılar. Derin öğrenmenin, cinsiyet belirlemede morfometrik yöntemden daha yüksek doğruluk oranı verdiğini tespit ettiler. Bel omurlarının L1-L5 cinsel dimorfizm sergilediği ve cinsiyet tahmininde kullanılabilir olduğunu tespit ettiler. Bu çalışmada ise L1-L5 omurları için ML algoritmaları ile elde edilen doğruluk oranlarının ortalaması %89,2 olarak elde edildi.

Ayrıca Tablo 5.1'de tüm lomber vertebralar (L1-L5) kullanılarak farklı yöntem, ırk, yaş ve coğrafyalarda cinsiyet tespiti amacıyla yapılan çalışmalara yer verilmiş olup bu çalışma ile karşılaştırılması sağlanmıştır.

Tablo 5.1. Vertebral kemikler ile cinsel dimorfizm üzerine tanımlayıcı çalışmalar

NO	Çalışma	Kemik Türü	Popülasyon Erkek/Kadın Sayısı	Metod	Sonuçlar	Çıktılar
1	(Azofra-Monge, 2020)	L1–L5	İspanya (46/48)	Örnekler, iskelet koleksiyonlarından tanımlanmış yetişkin bireyleri içermektedir. • Dijital kumpaslarla milimetre cinsinden otuz üç lineer ölçüm alınmıştır. • Ortalamalar arasındaki cinsiyet farklılıkları Student t testi ve parametrik olmayan Mann-Whitney U testi ile analiz edildi ve ikili lojistik regresyon üretildi. • Daha yüksek cinsiyet sınıflandırma oranlarına sahip denklemler seçildi ve orijinal örneğin %20'sinin rastgele seçilmesiyle doğrulama yapıldı.	L1 ve L2 omurlarından alınan tüm ölçümlerde 11 değişkenin erkeklerde kadınlardan daha fazla ve istatistiksel olarak anlamlıydı. • Cinsel olarak en dimorfik omurlar L1 ve L2 idi. • Toplam genişlik (TW), L1, L3 ve L4 omurları için denklemlerde seçilen değişkendi. TW, enine süreçlerin uçları arasındaki maksimum mesafedir	Cinsiyet tahmini için ayrımcı denklemler, L1 için %90,1 ile %94,5, L2 için %85,4 ile %89,4, L3 için %85,3 ile %88,3, L4 için %85,3 ile %88,2 ve L5 için %80 ile %85,3 arasında değişen doğruluk oranları gösterdi. .
2	(Decker, 2019)	L1–L5	ABD-Kuzey Amerikan (76/78)	Abdominal BT taramasından elde edilen görüntülerde, lomber omurlar (L1-L5), 30 lineer ölçüm, omur gövdesi kama açısı ve her omur için beş en-boy oranından oluşan toplam 36 parametre için ölçüm yapılarak analiz edilmiştir. cinsiyet tanımlaması için diskriminant analizi kullandılar. • Tüm doğruluklar çapraz doğrulama işlemiyle elde edildi.	• L1 vertebra için, %83,1 tahmin doğruluğu ile 29 ölçümden 21'i anlamlıydı. • L2 vertebra için, %81,8 tahmin doğruluğu ile 29 ölçümün 23'ü anlamlıydı. • L3 vertebra için, %85,1 tahmin doğruluğu ile 29 ölçümün 25'i anlamlıydı. • L4 vertebra için, %82,5 tahmin doğruluğu ile 29 ölçümün 24'ü anlamlıydı. • L5 vertebra için, %81,2 tahmin doğruluğu ile 29 ölçümün 23'ü anlamlıydı. • Beş lomber omur için diskriminant fonksiyonu, cinsiyet tahmini için	L1–L5 omurlarının cinsiyet belirlemede %81,2–85,1 doğrulukla kullanılabileceğini göstermiştir. Beş omurun tümü birlikte kullanıldığında doğruluk oranı %92,2'dir.

					%81,2 ile %85,1 arasında değişen bir genel doğruluk oranına sahipti ve en yüksek doğruluk L3 omuru tarafından elde edildi.	
3	(Ostrofsky, 2015)	L1–L5	Güney Afrikalı (47/51)	• Bu çalışmada örnekler, Raymond A. Dart Koleksiyonundan elde edilmiş ve dijital kumpas ile ölçüm alınmıştır. • Erkek ve kadın örneklem ortalamalarını karşılaştırmak için normal dağılan değişkenler için t testi ve normal dağılmayan veriler için Wilcoxon ranks sum testi kullanıldı. • Anlamlı cinsiyet farkı gösteren her değişken, cinsiyet tahminindeki etkinliğini test etmek için tek değişkenli diskriminant fonksiyon analizine (DFA) tabi tutuldu. • Diskriminant fonksiyonlarının doğruluğunu test etmek için birini dışarıda bırak çapraz (leave-one-out cross) geçerlilik prosedürünü uyguladılar.	• L1 ve L2 omurlarının dört değişkeni, %80'in üzerinde doğruluk gösterdi, yani vertebra gövdesi üst ve dorso-ventral BSDVD) ve enine çaplar (BSTD). • Diskriminant fonksiyonları L1–L4 için %80'in üzerinde doğrulukla cinsiyeti tahmin etti, en yüksek doğruluk L1 için (%87,1) oldu.	Bel omurları, cinsiyet tahmini için kullanılabilecek en yüksek derecede cinsel dimorfizm sergiledi.
4	(Grivas, 2019)	T9-L5	Yunanistan (79/21)	Bu çalışmada, Bilgisayarlı tomografi (BT) tarama görüntülerinde omurga patolojisi olmayan T9-L5 omurlarının morfolometrik boyutları, yaşları 33 ila 87 arasında (ortalama $70 \pm 8,73$ yıl) 100 yetişkinde (79 erkek ve 21 kadın) ölçülmüştür. Toplanan veriler, SAS/STAT yazılımı 3.1.3 ve SPSS versiyon 2.2 kullanılarak istatistiksel olarak analiz edildi. Aynı parametrelerin kadın ve erkeklerde karşılaştırılması için parametrik olmayan istatistiksel teknik Mann-Whitney U testi kullanıldı. Tüm vertebral seviyelerin standart sapmaları (SD) ve p değerleri ayrı ayrı hesaplandı. İstatistiksel anlamlılık $p < 0,05$ düzeyinde	Yapılan ölçümler sonucunda L5 omuru için AVBH ve PAA, L1 ve L2 için PVBH, L4 ve L3 için PTLP, T11 için Sol pedikül boyutları ile ilgili olarak, maksimum iç süngerimsi ve dış kortikal pedikül yüksekliği, T12 için Sağ pedikül boyutları ile ilgili olarak, maksimum iç süngerimsi ve dış kortikal pedikül yüksekliği ortalama değerlerine bakıldığında erkeklerde kadınlardan daha büyük bulunmuş olup lomber omurlar için cinsiyet ayırımında kullanılabılır oldukları görülmektedir.	• L5 omurunun erkek ve kadın popülasyonlarında en büyük AVBH, PAA ve pedikül genişliğine sahip olduğu bulundu. • Çoğu değişkende cinsiyetler arasında farklılıklar vardı ve erkeklere ait ortalama değerler genellikle kadınlardan daha büyüktü. Buradan vertebranın cinsiyet ayırımında kullanılabılır oldukları görülmektedir. • İki cinsiyet arasındaki

				ayarlandı. Güvenilirlik çalışması da uygulandı.		istatistiksel olarak anlamlı tek fark, sağ ve sol pedikülün ortalama PTLP'siydi.
5	(Suwanlikhid, 2020)	L1-L5	Tayland (75/75)	- Bu çalışmada, kuru kemiklerden bir kamera tarafından alınan dijital görüntüler üzerinde belirlenen dokuz ölçüm yapılmıştır. - Nicel değişkenler ve cinsiyet, diskriminant fonksiyon analizi kullanılarak analiz edilmiştir.	46 yaşındaki örneğe dayalı modeller, karşılık gelen 20 ve 30 yaşındaki örnek modellere göre daha düşük cinsiyet tahmini doğruluğu gösterdi. - Çoğu değişkende cinsiyetler arasında anlamlı farklılıklar vardı ve çoğu ölçüm değişkeninde erkekler genellikle kadınlardan daha büyüktü. - L1 omurunun üst uç plakası en yüksek doğrulukta cinsiyet tahmini vermekteydi (%81,8). Üst bel omurlarının çoğu, alt bel omurlarından daha yüksek hassasiyete sahipti.	Lomber vertebra, eksik iskelet kalıntılarına boy ve cinsiyet tahmini için kullanılabilir.
6	(Barakat, 2023)	L1-L5	Libya (49/49)	- Tüm bireylerden lomber omur boyunca çok kesitli BT kullanılarak alınan görüntüler üzerinden belirlenen noktalardan L1-L5 bel omurlarının ölçümleri alındı. Her omur gövdesi doğrudan ölçüldü ve oranları analiz edildi: ön ve arka omur gövdelerinin orta-sagittal yükseklikleri; ön ve arka (AP) omur gövdelerinin uzunlukları; üst, orta ve alt omur gövdelerinin genişlikleri ölçülerek cinsiyet tespitinde kullanılabilirliğine bakıldı. - Toplanan veriler, Statistical Package for	- Ölçülen tüm parametreler, kadınlara kıyasla erkeklerde, birinci bel omurundan beşinci bel omuruna kadar hepsinde daha büyük çıkmıştır. L1'den L5'e kadar olan parametrelerin kesme seviyelerinin saptanması ve bunların cinsiyeti tahmin etmedeki doğruluğu ile ilgili olarak, erkekler önemli ölçüde daha yüksek parametreler gösterdi ve en doğru ölçüm üst sınır (uç plakası) genişliği (EPWu) oldu. - Parametrelerin cut-off saptanması	İskelet kalıntıları eksik olduğunda, yasal ve insani koşullar için lomber omurlarda birinciden beşinciye kadar cinsiyet makul bir şekilde belirlenebilir.

				Social Sciences (SPSS) versiyon 27.0 kullanılarak istatistiksel olarak analiz edildi. Niteliksel veriler sayı ve yüzde olarak tanımlandı. Nicel veriler Kolmogorov-Smirnov testi ile normallik açısından test edildi. Gruplar arası karşılaştırma için bağımsız örneklem Student t-testi kullanıldı. P değeri < 0,05 istatistiksel olarak anlamlı kabul edildi.	ve bunların cinsiyeti tahmin etmedeki doğruluğu L1 için %66,3-78,6, L2 için %51-77,6, L3 için %67,3-78,6, L4 için %52-80,6 ve L5 için %67,3-78,6 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlara göre cinsiyet tahmini için en yüksek doğruluk veren EPWl parametresi için %80 ile L4 omuru vermekteydi.	
7	(Hora, 2018)	T12-L1	Çek Cumhuriyet 1.grup (32/40), 2. gurup (88/41)	- Bu çalışmada iki Orta Avrupa (CE) örneği kullanılmıştır. İlk örnek, Charles Üniversitesi, Prag (Çek Cumhuriyeti) Anatomi Enstitüsünde bulunan otopsi koleksiyonundan (Pachner koleksiyonu) elde edilen 72 kişiden (32 erkek, 40 kadın) oluşmaktadır. İkinci örnek, Pohansko-B reclav'da (Çek Cumhuriyeti) kazılan üç erken ortaçağ mezarlığından (9. – 10. yüzyıl) çıkarılan 129 kişiden (88 erkek, 41 kadın) oluşmaktadır. - İlk olarak, incelenen örneklerin cinsiyetini ya otopsi örneğinde doğrudan analiz edilen kemikler üzerine yazılan notlardan ya da Ortaçağ örneği için pelvik cinsiyet değerlendirmesi kullanılarak kaydedildi ve sınıflandırıldı. - İkinci olarak, T12 ve L1 omurlarının üç ölçümü için tek değişkenli DF'ler türetildi. DF'ler, MA otopsi örneğinden, MA Orta Çağ örneğinden ve mezarlık altı örneğinden türetildi. - Ayrıca, çeşitli coğrafi uzaklıklardan türetilen T12 ve L1'in her ölçümü için daha önce yayınlanmış üç DF kullandılar.	1000 yıl önce aynı coğrafi bölgede yaşayan popülasyondan elde edilen Orta Çağ DF'lerini kullanan Orta Avrupa otopsi örneğindeki cinsiyet sınıflandırmasının mükemmel doğruluğu ile önerildiği gibi, vertebral ölçümlerdeki eşeyssel dimorfizm üzerinde zamanın çok az etkisi olduğunu buldular. - Th12ap ve Th12ml dışında vertebral ölçümlerdeki eşeyssel dimorfizm ekolojik coğrafya faktörlerinden etkilenebilir olduğunu buldular. - Farklı ekocoğrafik bağlamlardan gelen popülasyonlarda doğru cinsiyet tahmini için kullanılabilecek iki T12 ölçümü, ön-arka gövde çapı ve mediolateral gövde çapı belirlediler. - T12 ve L1'in diğer ölçümlerini de kullanarak yakın tarihli MA ve Orta Çağ MA örneklerinde cinsiyet sınıflandırması için DF'ler sağladılar.	- Vertebral ölçümlerdeki cinsel dimorfizm üzerinde zamanın çok az etkisi olduğunu buldular. - Vertebral ölçüm parametrelerinin bazıları için cinsel dimorfizmin ekolojik coğrafya faktörlerinden etkilenebilir olduğunu buldular. - Son olarak, vertebral DF'ler tarafından cinsiyet değerlendirmesini basitleştirmek için bir yazılım aracı sundular.

				• Üçüncü olarak, daha önce yayınlanmış DF'leri ve yeni türetilmiş MA DF'leri ve havuzlanmış DF'leri otopsi MA örneğine uyguladılar. Son olarak, test edilen vertebral DF'lerin performansını 0,5 ile 0,95 arasındaki olasılık eşiklerinde değerlendirdiler. • Omurga ölçümleri bir araştırmacı tarafından 0.01 mm hassasiyetle dijital kumpas kullanılarak alındı. Ölçüm hatasını değerlendirmek için, ölçümler aynı araştırmacı tarafından 20 kişilik bir alt örnekleme dört kez alınmıştır. • Her ölçüm için normallik, bir Kolmogorov-Smirnov testi (tüm CE numunelerinde tüm ölçümler için $p > 0,2$) ve Shapiro-Wilk testi (p) kullanılarak test edilmiştir. (MA otopsi örneğindeki tüm ölçümler için $p > 0,5$; MA Orta Çağ örneğindeki ve onun mezarlık altı örneklerindeki tüm ölçümler için $p > 0,01$).	• Nispeten küçük alt örneklerden (popülasyon boyutunun yaklaşık %30'u) türetilen DF'lerin tüm popülasyonda doğru ve tutarlı cinsiyet sınıflandırması sağlayabildiğine dair bulgumuz, omurlardan cinsiyet sınıflandırmasında hibrit yaklaşımın uygulanabilirliğini gösterdi.	
8	Bu çalışma	L1-L5	Türkiye (50/50)	Herhangi bir patolojisi gözlenmeyen 20-40 yaş aralığında 50 kadın 50 erkek bireyin lumbar vertebra bilgisayarlı tomografi görüntüleri kullanıldı. • Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) formatındaki görüntüler kişisel iş istasyonunda (Horos Project, Version 3.0) ortogonal düzeleme getirildi. • Makine öğrenme algoritmaları uygulaması amacıyla geliştirilen Sekazu adlı programa aktarılan görüntülerde anatomik noktalar elle işaretlendikten	• Belirlemiş olduğumuz parametrelere göre, L1-L5 omurlarının herbiri için ayrı ayrı yapmış olduğumuz ölçümler sonucunda lenFVM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, lenCVPSM, lenSCVY, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY , lenPTM, ve lenSCVM parametrelerinin tüm bel omurları için erkeklerde kadınlardan daha büyük olduğu görüldü. lenFVAP parametresi ise tüm bel omurları için kadınlarda erkeklerden daha	• Elde etmiş olduğumuz bulgulara göre bel omurları üzerinde işaretlenen noktalar ve makine öğrenme algoritmaları uygulaması sonucunda %86-%93 arasında değişen doğruluk oranları ile cinsiyet tahmini yapılabileceği bulundu.

				sonra uzunluk ve açı değerleri hesaplandı. • 13 ayrı makine öğrenme algoritması kullanılarak belirlenen parametrelerin doğruluk oranları bulundu. • Çalışmanın veri analizi SPSS 20 ile yapıldı. Her bir veri için Normality test olan Shapiro-Wilk testi uygulandı. $P \geq 0,05$ olanlar normal dağılım gösterenler olup bu parametrelere T testi uygulandı. $p < 0,05$ olanlar normal dağılım göstermeyen parametreler olup Mann-Whitney U testi uygulandı.	büyük olduğu görülmüştür. • Uyguladığımız 13 makine öğrenme algoritmaları sonucunda L1-L5 omurlarının cinsiyet tayini için kullanılacak algoritmaların en yüksek doğruluk oranları %93, %90, %90, %87 ve %86 olarak hesaplandı. Buna göre en yüksek doğrulukta cinsiyet tayini L1 omuru kullanılarak yapılabilmekteydi. Bu verileri elde etmekte kullanılan sınıflayıcıların K-Nearest Neighbors, Extra Tree, Random Forest, Decision Tree, Gaussian Bayes ve Linear Discriminant Classifier oldukları bulundu.	
--	--	--	--	---	--	--

6. SONUÇ

Belirlemiş olduğumuz parametrelere göre, L1-L5 omurlarının herbiri için ayrı ayrı yapmış olduğumuz ölçümler sonucunda lenFVM, lenPTDPSP, lenPTSPSP, lenCVPSM, lenSCVY, lenPSM, lenCCVM, lenCCVY , lenPTM, ve lenSCVM parametrelerinin tüm bel omurları için erkeklerde kadınlardan daha büyük olduğu tespit edildi. lenFVAP parametresi ise tüm bel omurları için kadınlarda erkeklerden daha büyük olduğu tespit edildi

Uyguladığımız 13 farklı ML algoritmaları sonucunda L1-L5 omurlarının cinsiyet tayini için kullanılabilecek algoritmaların en yüksek doğruluk oranları %93, %90, %90, %87 ve %86 olarak hesaplandı. Buna göre en yüksek doğrulukta cinsiyet tayininin L1 omuru kullanılarak yapılabildiği sonucuna ulaşıldı. Bu verileri elde etmekte kullanılan sınıflayıcıların K-En Yakın Komşular, Ekstra Ağaç, Rastgele Orman, Karar Ağacı, Gaussian Bayes ve Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflayıcıları oldukları tespit edildi. Elde edilen bulgulara göre bel omurları üzerinde işaretlenen noktalar ve ML algoritmaları uygulaması sonucunda %86-%93 arasında değişen doğruluk oranları ile cinsiyet tahmini yapılabileceği tespit edildi. Cinsiyet tayininde en yüksek doğruluk oranına sahip bel omurunun ise L1 olduğu gözlemlendi.

Çalışma sonucunda elde edilen verilere dayanarak lumbal vertebranın cinsiyet tahmini amacıyla kullanılabileceğini düşünmekteyiz. En iyi bilğimiz doğrultusunda ulaşılabilen literatür çerçevesinde, tüm bel omurları kullanılarak belirlenen parametreler yardımıyla, ML algoritmalarında dahil edildiği cinsiyet tespiti amacıyla yapılmış başka bir çalışmaya rastlanmamıştır. Yine aynı şekilde en iyi bilğimiz doğrultusunda ulaşılabilen literatür çerçevesinde, angPTA, angPMA, lenPTSPSP, LenPTDPSP, LenSCVM, LenSCVY, LenCCVY ve LenCCVM parametrelerine ait herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu ölçümlerimiz ile lumbal vertebra morfometrisi hakkında literatüre katkı sağladığımızı düşünmekteyiz. Bu tespitler, çalışmanın özgün değerini artırmakta olup, lumbal vertebra ile cinsiyet tahmini yapmayı planlayan araştırmacılara, yol gösterici ve referans olarak kullanılabilecekleri bir çalışma olduğunu düşünmekteyiz.

Ayrıca bu çalışma ile lumbal vertebranın morfometrik açıdan geniş bir

çerçeve de incelendiğini ve herhangi bir cerrahi girişim durumunda vertebra ölçümlerinin referans olarak alınabileceği kanaatindeyiz.

Ayrıca ML algoritmalarının kullanılması ile, ölçümdeki subjektiflik ve hatalar azaltılmış oldu. Son olarak, bu çalışmanın, daha geleneksel olarak kullanılan iskelet elemanları (pelvis, kafatası vb.) zarar görmüş veya bulunamadığında bel omurlarından cinsiyet belirlemeye yönelik alternatif bir yaklaşım sunduğu düşüncesindeyiz.

İlerleyen zaman içerisinde bu çalışmadaki örneklem sayısını artırarak, kullanmış olduğumuz parametrelerin ve makine öğrenme algoritmalarının cinsiyet tespitindeki doğruluk oranlarını artırılabilceği düşüncesiyle yinelemeyi planlamaktayız. Vertebra üzerinde yapılan bu tür çalışmaların farklı ırk, yaş, sosyoekonomik, ekocoğrafik ve farklı zaman dilimlerinden alınan örnekler ile farklı yöntemler kullanılarak yaygınlaştırılması, veri havuzunun genişlemesi açısından önem arz etmektedir. Gelecekte yapılacak bu yöndeki çalışmalar ile yapay zeka uygulamalarının da yardımıyla birçok konuda bilgiye daha kolay ve daha hızlı ulaşmanın mümkün olabileceği düşüncesindeyiz.

KAYNAKLAR

- Abhishek, L. (2020). Optical character recognition using ensemble of SVM, MLP and extra trees classifier. Paper presented at the 2020 International Conference for Emerging Technology (INCET).
- Aktekin, M., Bayramoğlu, A., & Keskinöz, E. N. (2021). Temel İnsan Anatomisi. In: Acıbadem Üniversitesi Yayını.
- Ali, Z., Cox, C., Stock, M. K., Zandee vanRilland, E. E., Rubio, A., & Fowler, D. R. (2018). Estimating Sex Using Metric Analysis of the Scapula by Postmortem Computed Tomography. *Journal of Forensic Sciences*, 63(5), 1346-1349. doi:<https://doi.org/10.1111/1556-4029.13751>.
- Alunni, V., Jardin, P., Nogueira, L., Buchet, L., & Quatrehomme, G. (2015). Comparing discriminant analysis and neural network for the determination of sex using femur head measurements. *Forensic Sci Int*, 253, 81-87. doi:10.1016/j.forsciint.2015.05.023.
- Alves, C. P., Costa, C., Michel-Crosato, E., & Biazevic, M. G. H. (2023). Use of the frontal sinus to evaluate sexual dimorphism in a Brazilian sample. *Forensic Imaging*, 200548.
- Arifoğlu, Y. (2019). Her yönüyle anatomi: İstanbul Tıp Kitabevleri.
- Arıncı, K., & Elhan, A. (2014). *Anatomi* (5 ed. Vol. 1). Ankara: Güneş Tıp Kitabevi.
- Arslan, B. (2005). Bilgisayarlı tomografi ile görüntüleme yöntemleri: Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Azofra-Monge, A., & Aleman Aguilera, I. (2020). Morphometric research and sex estimation of lumbar vertebrae in a contemporary Spanish population. *Forensic Sci Med Pathol*, 16(2), 216-225. doi:10.1007/s12024-020-00231-6.
- Barakat, W., El-Zahed, E., & Baba, M. (2023). Reliability of Multi Slice Computed Tomography in Sex Identification from Lumbar Vertebrae on a Sample of Libyan Population. *The Egyptian Journal of Hospital Medicine*, 91(1), 4035-4044.
- Bass, W. M. (1983). Identification of pathological conditions in human skeletal remains. By DJ Ortner and WGJ Putschar. Washington DC: Smithsonian Institution Press, Smithsonian Contributions to Anthropology No. 28. 1981. xi+ 479 pp., figures, tables, references. \$12.00. In: Wiley Online Library.
- Bastir, M., Higuero, A., Rios, L., & Garcia Martinez, D. (2014). Three-dimensional analysis of sexual dimorphism in human thoracic vertebrae: implications for the respiratory system and spine morphology. *Am J Phys Anthropol*, 155(4), 513-521. doi:10.1002/ajpa.22604.
- Bewes, J., Low, A., Morphet, A., Pate, F. D., & Henneberg, M. (2019). Artificial intelligence for sex determination of skeletal remains: Application of a deep learning artificial neural network to human skulls. *J Forensic Leg Med*, 62, 40-43. doi:10.1016/j.jflm.2019.01.004.
- Bhardwaj, R., Nambiar, A. R., & Dutta, D. (2017). A study of machine learning in healthcare. Paper presented at the 2017 IEEE 41st annual computer software and applications conference (COMPSAC).
- Blau, S., & Briggs, C. A. (2011). The role of forensic anthropology in Disaster Victim Identification (DVI). *Forensic Sci Int*, 205(1-3), 29-35. doi:10.1016/j.forsciint.2010.07.038.

- Bozdog, M., & Karaman, G. (2021). Virtual Morphometry of the First Lumbar Vertebrae for Estimation of Sex Using Computed Tomography Data in the Turkish Population. *Cureus*, 13(7), e16597. doi:10.7759/cureus.16597.
- Brooks, S. (1987). The human skeleton in forensic medicine. By W.M. Krogman and M. Y. Isçan. Springfield: Charles C. Thomas. 1986. xv + 551 pp., figures, tables, index. \$93.50 (cloth). *American Journal of Physical Anthropology*, 74(1), 136-137. doi:<https://doi.org/10.1002/ajpa.1330740117>.
- Cattaneo, C. (2007). Forensic anthropology: developments of a classical discipline in the new millennium. *Forensic Sci Int*, 165(2-3), 185-193. doi:10.1016/j.forsciint.2006.05.018.
- Colman, K., van der Merwe, AE, Stull, KE, Dobbe, J., Streekstra, GJ, van Rijn, RR, Oostra, RJ, & de Boer, HH . . ((2019)). Morfolojik cinsiyet tahmini için pelvisin 3D sanal kemik modellerinin doğruluğu. . *Uluslararası yasal tıp dergisi*, 133, 1853-1860. doi:<https://doi.org/10.1007/s00414-019-02002-7>.
- Colsher, J. G. (1980). Fully three-dimensional positron emission tomography. *Phys Med Biol*, 25(1), 103-115. doi:10.1088/0031-9155/25/1/010.
- Cumhur, M., Yener, N., & Tuncel, M. (2001). *Temel Anatomi* (2 ed.). Ankara: Semih Ofset Matbaacılık.
- Curate, F., Umbelino, C., Perinha, A., Nogueira, C., Silva, A. M., & Cunha, E. (2017). Sex determination from the femur in Portuguese populations with classical and machine-learning classifiers. *J Forensic Leg Med*, 52, 75-81. doi:10.1016/j.jflm.2017.08.011.
- Çelik, Ö., & Kaplan, G. (2020). Yeniden Örnekleme Teknikleri Kullanarak SMS Verisi Üzerinde Metin Sınıflandırma Çalışması. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi*, 36(3), 433-442.
- Çetin, E. (2021). Yedinci Servikal Vertebra'nın Antropometrik Ölçümleri İle Makine Öğrenme Algoritmaları Kullanılarak Cinsiyet Tayini Üzerine Bir Çalışma.
- Damanik, I. S., Windarto, A. P., Wanto, A., Poningsih, Andani, S. R., & Saputra, W. (2019). Decision tree optimization in C4. 5 algorithm using genetic algorithm. Paper presented at the *Journal of Physics: Conference Series*.
- DataTechNotes. (2020). Python'da Nu-Destek Vektörü Sınıflandırma Örneği.
- Dayal, M. R., & Bidmos, M. A. (2005). Discriminating sex in South African blacks using patella dimensions. *J Forensic Sci*, 50(6), 1294-1297.
- Decker, S. J., Foley, R., Hazelton, J. M., & Ford, J. M. (2019). 3D analysis of computed tomography (CT)-derived lumbar spine models for the estimation of sex. *Int J Legal Med*, 133(5), 1497-1506. doi:10.1007/s00414-019-02001-8.
- Demir, M. (2014). Nükleer tıp fiziği ve klinik uygulamaları: İ.Ü. Cerrahpaşa Tıp Fakültesi.
- Désir, C., Petitjean, C., Heutte, L., Salaün, M., & Thiberville, L. (2012). Classification of endomicroscopic images of the lung based on random subwindows and extra-trees. *IEEE Trans Biomed Eng*, 59(9), 2677-2683. doi:10.1109/tbme.2012.2204747.
- Developers, S. L. (2020). Supervised learning. Retrieved from https://scikit-learn.org/0.23/supervised_learning.html#supervised-learning.
- Duric, M., Rakocevic, Z., & Donic, D. (2005). The reliability of sex determination of skeletons from forensic context in the Balkans. *Forensic Sci Int*, 147(2-3), 159-164. doi:10.1016/j.forsciint.2004.09.111.

- Ehrampoosh, A., Yousefi-Koma, A., Mohtasebi, S. S., & Ayati, M. (2016). EMG-based estimation of shoulder kinematic using neural network and quadratic discriminant analysis. Paper presented at the 2016 4th International Conference on Robotics and Mechatronics (ICROM).
- El Dine, F. M. B., & El Shafei, M. M. (2015). Sex determination using anthropometric measurements from multi-slice computed tomography of the 12th thoracic and the first lumbar vertebrae among adult Egyptians. *Egyptian Journal of Forensic Sciences*, 5(3), 82-89.
- Fatma M.M. Badr El Dine , M. M. E. S. (2015). Sex determination using anthropometric measurements from multi-slice computed tomography of the 12th thoracic and the first lumbar vertebrae among adult Egyptians. *Egyptian Journal of Forensic Sciences*, 5, 82-89. doi:10.1016/j.ejfs.2014.07.005.
- Feeman, T. G. (2010). *The mathematics of medical imaging*. Springer.
- France, D. L. (1998). Observational and metric analysis of sex in the skeleton. *Forensic osteology: advances in the identification of human remains*, 163-186.
- Freund, Y., & Schapire, R. E. (1997). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of computer and system sciences*, 55(1), 119-139.
- Frykberg, E. R. (2002). Medical Management of Disasters and Mass Casualties From Terrorist Bombings: How Can We Cope? *Journal of Trauma and Acute Care Surgery*, 53(2), 201-212. Retrieved from https://journals.lww.com/jtrauma/Fulltext/2002/08000/Medical_Management_of_Disasters_and_Mass.1.aspx.
- Gordon, R., Bender, R., & Herman, G. T. (1970). Algebraic reconstruction techniques (ART) for three-dimensional electron microscopy and x-ray photography. *J Theor Biol*, 29(3), 471-481. doi:10.1016/0022-5193(70)90109-8.
- Gökmen, F. G. (2003). *Sistematik anatomi*. İzmir: Güven Kitabevi, 97(8).
- Grivas, T. B., Savvidou, O., Binos, S., Vynichakis, G., Lykouris, D., Skaliotis, M., . . . Velissarios, K. (2019). Morphometric characteristics of the thoracolumbar and lumbar vertebrae in the Greek population: a computed tomography-based study on 900 vertebrae—"Hellenic Spine Society (HSS) 2017 Award Winner". *Scoliosis and spinal disorders*, 14, 1-12.
- Gualdi-Russo, E. (2007). Sex determination from the talus and calcaneus measurements. *Forensic Sci Int*, 171(2-3), 151-156. doi:10.1016/j.forsciint.2006.10.014.
- Hakan, Ö. (2017). Zeytinli Ada Topluluğuna Ait Kafatasi İskeletlerinin Paranazal Sinüs (Bt) Boşluğu Morfolojilerinin Bilgisayarlı Tomografi Görüntüleme Yöntemi İle İncelenmesi. *Cumhuriyet Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 41(2), 213-233.
- Hawes, M. C., & O'Brien J, P. (2006). The transformation of spinal curvature into spinal deformity: pathological processes and implications for treatment. *Scoliosis*, 1(1), 3. doi:10.1186/1748-7161-1-3.
- Hora, M., & Sladek, V. (2018). Population specificity of sex estimation from vertebrae. *Forensic Sci Int*, 291, 279 e271-279 e212. doi:10.1016/j.forsciint.2018.08.015.
- Hora, M., & Sládek, V. (2018). Population specificity of sex estimation from vertebrae. *Forensic Sci Int*, 291, 279.e271-279.e212. doi:10.1016/j.forsciint.2018.08.015.
- Hyatt, A. P. (2009). Computed tomography: physical principles, clinical applications, and quality control. *Radiography*, 15(4), 357-358.

- İnal, T. (2007). X-Işını Bilgisayarlı Tomografisi (Computed Tomography-Ct) Tek ve Çok-Kesitli Sistemlerde Kalite Kontrol Testlerinin Standartizasyonu. Thesis (M. Sc), Ankara University, Institute of Science and Technology.
- Iscan, M. Y., & Steyn, M. (2013). The human skeleton in forensic medicine: Charles C Thomas Publisher.
- İşcan, M. Y. (2005). Forensic anthropology of sex and body size. *Forensic Sci Int.*, 147, 12-107.
- İşcan, M. Y., & Miller-Shaivitz, P. (1984). Determination of sex from the Tibia. *American Journal of Physical Anthropology*, 64(1), 53-57. doi:<https://doi.org/10.1002/ajpa.1330640104>.
- Jan, J. (2005). Medical image processing, reconstruction and restoration: concepts and methods: Crc press.
- Kaeswaren, Y., & Hackman, L. (2019). Sexual dimorphism in the cervical vertebrae and its potential for sex estimation of human skeletal remains in a white scottish population. *Forensic Science International: Reports*, 1, 100023.
- Kak, A. C., & Slaney, M. (2001). Principles of computerized tomographic imaging: SIAM.
- Kalender, W. A. (2006). X-ray computed tomography. *Phys Med Biol*, 51(13), R29-43. doi:10.1088/0031-9155/51/13/R03.
- Kamel, H., Abdulah, D., & Al-Tuwaijari, J. M. (2019). Cancer classification using gaussian naive bayes algorithm. Paper presented at the 2019 international engineering conference (IEC).
- Karaca, A. M., Senol, E., & Eraslan, C. (2023). Evaluation of the usage of the cervical 7th vertebra in sex estimation with measurements on computerized tomography images. *Leg Med (Tokyo)*, 62, 102220. doi:10.1016/j.legalmed.2023.102220.
- Kartal, E., Etli, Y., Asirdizer, M., Hekimoglu, Y., Keskin, S., Demir, U., Celbis, O. (2022). Sex estimation using foramen magnum measurements, discriminant analyses and artificial neural networks on an eastern Turkish population sample. *Leg Med (Tokyo)*, 59, 102143. doi:10.1016/j.legalmed.2022.102143.
- Kaya, T. (2020). Tıp Öğrencileri İçin Temel Radyoloji Fiziği. In.
- Kaya, T., Adapınar, B., & Özkan, R. (1997). Temel radyoloji tekniği. Nobel Kitabevi, İstanbul.
- Khaleghi, M., Memarian, A., Shekarchi, B., Bagheri, H., Maleki, N., & Safari, N. (2022). Second and third lumbar vertebral parameters for prediction of sex, height, and age in the Iranian population. *Forensic Sci Med Pathol*, 1-8. doi:10.1007/s12024-022-00554-6.
- Krems, R. V. (2019). Bayesian machine learning for quantum molecular dynamics. *Phys Chem Chem Phys*, 21(25), 13392-13410. doi:10.1039/c9cp01883b.
- Kutz, M. (2009). Biomedical Engineering and Design Handbook, Volume 1: McGraw-Hill Education.
- Liu, Y., Wang, Y., & Zhang, J. (2012). New machine learning algorithm: Random forest. Paper presented at the Information Computing and Applications: Third International Conference, ICICA 2012, Chengde, China, September 14-16, 2012. Proceedings 3.
- MacLaughlin, S. M., & Oldale, K. N. (1992). Vertebral body diameters and sex prediction. *Ann Hum Biol*, 19(3), 285-292. doi:10.1080/03014469200002152.

- Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. [Internet], 9, 381-386.
- Malatong, Y., Intasuwan, P., Palee, P., Sinthubua, A., & Mahakkanukrauh, P. (2023). Deep learning and morphometric approach for Sex determination of the lumbar vertebrae in a Thai population. *Med Sci Law*, 63(1), 14-21. doi:10.1177/00258024221089073.
- Marieb, E. N., & Brito, S. (2017). *Anatomy and Physiology Coloring Workbook*: Pearson Australia Pty Limited.
- Marino, E. A. (1995). Sex estimation using the first cervical vertebra. *Am J Phys Anthropol*, 97(2), 127-133. doi:10.1002/ajpa.1330970205.
- Marlow, E. J., & Kozieradzka-Ogunmakin, I. (2016). Metric sex estimation of ancient Egyptian skeletal remains. *Bioarchaeology of the Near East*, 10, 27-46.
- MEB, T. (2011). *Bilgisayarli Tomografi Cihazlari*. Ankara.
- Milner, G. R. (1991). *Reconstruction of life from the skeleton*. Edited by MY Iscan and KAR Kennedy. xv+ 315 pp. New York: Alan R. Liss, 1989, \$49.50 (cloth). In: Wiley Online Library.
- Mishra, G., Sehgal, D., & Valadi, J. K. (2017). Quantitative Structure Activity Relationship study of the Anti-Hepatitis Peptides employing Random Forests and Extra-trees regressors. *Bioinformation*, 13(3), 60-62. doi:10.6026/97320630013060.
- Moore, K. L., Dalley, A. F., Agur, A. M. R. (2014). *Moore Clinically Oriented Anatomy*. (7 ed.). Philadelphia: Wolters Kluwer Health/Lippincott Williams & Wilkins.
- Mrva, J., Neupauer, Š., Hudec, L., Ševcech, J., & Kapec, P. (2019). Decision support in medical data using 3D decision tree visualisation. Paper presented at the 2019 E-Health and Bioengineering Conference (EHB).
- Nitze, I., Schulthess, U., & Asche, H. (2012). Comparison of machine learning algorithms random forest, artificial neural network and support vector machine to maximum likelihood for supervised crop type classification. *Proceedings of the 4th GEOBIA, Rio de Janeiro, Brazil*, 79, 3540.
- Nusrat, F., Uzbaş, B., & Baykan, Ö. K. (2020). Prediction of diabetes mellitus by using gradient boosting classification. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 268-272.
- Oner, Z., Turan, M. K., Oner, S., Secgin, Y., & Sahin, B. (2019). Sex estimation using sternum part lengths by means of artificial neural networks. *Forensic Sci Int*, 301, 6-11. doi:10.1016/j.forsciint.2019.05.011.
- Osowski, S., Siwekand, K., & Markiewicz, T. (2004). MLP and SVM Networks—a Comparative Study *Proceedings of the 6th Nordic Signal Processing Symposium—NORSIG*. In.
- Ostrofsky, K. R., & Churchill, S. E. (2015). Sex determination by discriminant function analysis of lumbar vertebrae. *J Forensic Sci*, 60(1), 21-28. doi:10.1111/1556-4029.12543.
- Oura, P., Karppinen, J., Niinimäki, J., & Junno, J. A. (2018). Sex estimation from dimensions of the fourth lumbar vertebra in Northern Finns of 20, 30, and 46 years of age. *Forensic Sci Int*, 290, 350 e351-350 e356. doi:10.1016/j.forsciint.2018.07.011.
- Oura, P., Korpinen, N., Machnicki, A. L., & Junno, J. A. (2023). Deep learning in sex estimation from a peripheral quantitative computed tomography scan of the fourth

- lumbar vertebra-a proof-of-concept study. *Forensic Sci Med Pathol*, 1-7. doi:10.1007/s12024-023-00586-6.
- Ömeroğlu, Ö. (2014). Ceza Muhakemesinde Şüpheli Ve Sanığın Fizik Kimlik Tespiti. *Türkiye Barolar Birliği*, 115, 62-102.
- Öztürk, M. (2021). Birinci Servikal Vertebra'nın Antropometrik Ölçümleri İle Makine Öğrenme Algoritmaları Kullanılarak Cinsiyet Tayini Üzerine Bir Çalışma.
- Padovan, L., Ulbricht, V., Groppo, F. C., Neto, J. S. P., Andrade, V. M., & Júnior, L. F. (2019). Sexual dimorphism through the study of atlas vertebra in the Brazilian population. *Journal of Forensic Dental Sciences*, 11(3), 158.
- Paskins, M. (2023). Sexual Dimorphism of the Second Cervical Vertebra in Humans.
- Peterson, L. E. (2009). K-nearest neighbor. *Scholarpedia*, 4(2), 1883.
- Pisor, A. C., & Surbeck, M. (2019). The evolution of intergroup tolerance in nonhuman primates and humans. *Evolutionary Anthropology: Issues, News, and Reviews*, 28(4), 210-223. doi:<https://doi.org/10.1002/evan.21793>.
- Putz, R. L., & Muller-Gerbl, M. (1996). The vertebral column--a phylogenetic failure? A theory explaining the function and vulnerability of the human spine. *Clin Anat*, 9(3), 205-212. doi:10.1002/(SICI)1098-2353(1996)9:3<205::AID-CA12>3.0.CO;2-V.
- Radon, J. (1986). On the determination of functions from their integral values along certain manifolds. *IEEE transactions on medical imaging*, 5(4), 170-176.
- Radon, J. (2005). 1.1 über die bestimmung von funktionen durch ihre integralwerte längs gewisser mannigfaltigkeiten. *Classic papers in modern diagnostic radiology*, 5, 21.
- Ramadan, N., Abd El-Salam, M. H., Hanon, A. F., El-Sayed, N. F., & Al-Amir, A. Y. (2017). Identification of sex and age for Egyptians using computed tomography of the first lumbar vertebra. *Egyptian Journal of Forensic Sciences*, 7, 1-8.
- Ramsthaler, F., Kettner, M., Gehl, A., & Verhoff, M. A. (2010). Digital forensic osteology: morphological sexing of skeletal remains using volume-rendered cranial CT scans. *Forensic Sci Int*, 195(1-3), 148-152. doi:10.1016/j.forsciint.2009.12.010.
- Rogers, T. L. (2005). Determining the sex of human remains through cranial morphology. *J Forensic Sci*, 50(3), 493-500.
- Roggio, C., Magalhães, B. M., & Santos, A. L. (2023). Adult sex estimation based on the 12th thoracic and 1st lumbar vertebrae from a Portuguese contemporary population: Effects of degenerative lesions and comparison of accuracy with other skeletal areas. *La Revue de Médecine Légale*, 100402.
- Rohmani, A., Shafee, M. S., Ismail, N. A. N., Hadi, H., & Nor, F. M. (2022). Sex estimation using the first lumbar vertebra by geometric morphometric analysis of 3D computed tomography in the Malaysian population. *Forensic Imaging*, 30, 200511.
- Romans, L. E. (2010). *Computed Tomography for Technologists*: Lippincott Williams & Wilkins.
- Rosing, F. W., Graw, M., Marre, B., Ritz-Timme, S., Rothschild, M. A., Rotzsch, K., . . . Geserick, G. (2007). Recommendations for the forensic diagnosis of sex and age from skeletons. *Homo*, 58(1), 75-89. doi:10.1016/j.jchb.2005.07.002.
- Sakaran, R., Alias, A., Woon, C. K., Noor, K. M. K. M., Zaidun, N. H., Zulkiflee, N. D. I., . . . Chung, E. (2023). Sex estimation on thoracic vertebrae: A systematic review. *Translational Research in Anatomy*, 100243.

- Saluja, S., Patil, S., & Vasudeva, N. (2015). Morphometric analysis of sub-axial cervical vertebrae and its surgical implications. *Journal of clinical and diagnostic research: JCDR*, 9(11), AC01.
- Santos, F., Guyomarc'h, P., & Bruzek, J. (2014). Statistical sex determination from craniometrics: Comparison of linear discriminant analysis, logistic regression, and support vector machines. *Forensic Sci Int*, 245, 204.e201-208. doi:10.1016/j.forsciint.2014.10.010.
- Saukko, P., & Knight, B. (2015). *Knight's forensic pathology*: CRC press.
- Secgin, Y., Oner, Z., Turan, M. K., & Oner, S. (2021). Gender prediction with parameters obtained from pelvis computed tomography images and decision tree algorithm. *Medicine Science International Medical Journal*, 10(2), 356-361.
- Seeman, E. (2001). Clinical review 137: Sexual dimorphism in skeletal size, density, and strength. *J Clin Endocrinol Metab*, 86(10), 4576-4584. doi:10.1210/jcem.86.10.7960
- Seeram, E. (2015). *Computed Tomography-E-Book: Physical Principles, Clinical Applications, and Quality Control*: Elsevier Health Sciences.
- Semmlow, J. L. (2008). *Biosignal and medical image processing*: CRC press.
- Shalaby, R. M., Shehata, S. A., Mosallam, W., & Abdel-Karim, R. I. (2023). Adult sex identification from Sacral and Coccygeal measurements in Egyptian Sample Using Multi Detector Computed Tomography. *Zagazig Journal of Forensic Medicine*, 21(1), 16-31.
- Sifaou, H., Kammoun, A., & Alouini, M.-S. (2020). High-dimensional linear discriminant analysis classifier for spiked covariance model. *The Journal of Machine Learning Research*, 21(1), 4508-4531.
- Sprawls, P. (1987). *Physical principles of medical imaging*: Aspen Publishers.
- Standring, S. (2020). *Gray's anatomy e-book: the anatomical basis of clinical practice*: Elsevier Health Sciences.
- Stanley, R. (1983). Deans, "The Radon Transform and Some of Its Applications.
- Stein, G., Chen, B., Wu, A. S., & Hua, K. A. (2005). Decision tree classifier for network intrusion detection with GA-based feature selection. Paper presented at the Proceedings of the 43rd annual Southeast regional conference-Volume 2.
- Steyn, M., & Iscan, M. Y. (1999). Osteometric variation in the humerus: sexual dimorphism in South Africans. *Forensic Sci Int*, 106(2), 77-85. doi:10.1016/s0379-0738(99)00141-3.
- Sunar, M., & Kapakin, S. (2013). Manyetik Rezonans Görüntüleme Yöntemi İle Craniocervical Bileşkenin Morfometrik Değerlendirilmesi.
- Suwanlikhid, N., Prasitwattanaseree, S., La Tegola, L., Palee, P., Sinthubau, A., Guglielmi, G., & Mahakkanukrauh, P. (2020). Sex and Stature Estimation from Adult Lumbar Vertebrae in a Thai Population Based on Image Analysis. *International Journal of Morphology*, 38(6).
- Swain, P. H., & Hauska, H. (1977). The decision tree classifier: Design and potential. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, 15(3), 142-147.
- Tague, R. G. (1989). Variation in pelvic size between males and females. *Am J Phys Anthropol*, 80(1), 59-71. doi:10.1002/ajpa.1330800108.

- Tan, S. H., Teo, E. C., & Chua, H. C. (2004). Quantitative three-dimensional anatomy of cervical, thoracic and lumbar vertebrae of Chinese Singaporeans. *Eur Spine J*, 13(2), 137-146. doi:10.1007/s00586-003-0586-z.
- Toy, S., Secgin, Y., Oner, Z., Turan, M. K., Oner, S., & Senol, D. (2022). A study on sex estimation by using machine learning algorithms with parameters obtained from computerized tomography images of the cranium. *Scientific Reports*, 12(1), 4278.
- Turan, M. K., Oner, Z., Secgin, Y., & Oner, S. (2019). A trial on artificial neural networks in predicting sex through bone length measurements on the first and fifth phalanges and metatarsals. *Comput Biol Med*, 115, 103490. doi:10.1016/j.combiomed.2019.103490.
- Turan, M. K., Sehirli, E., Oner, Z., & Oner, S. (2021). Sekazu: an integrated solution tool for gender determination based on machine learning models. *Medicine*, 10(2), 367-373.
- Utku, K. (2019). Zeki optimizasyon tabanlı destek vektör makineleri ile diyabet teşhisi. *Politeknik Dergisi*, 22(3), 557-566.
- Ünlütürk, Ö., & İşcan, M. Y. (2013). Tanınabilir vertebralardan cinsiyet tayini. *Adli Tıp Bülteni*, 18(1), 4-13.
- Yaffe, M., Fenster, A., & Johns, H. E. (1977). Xenon ionization detectors for fan beam computed tomography scanners. *J Comput Assist Tomogr*, 1(4), 419-428. doi:10.1097/00004728-197710000-00007.
- Yenigül, H. (2021). İkinci Servikal Vertebranın Antropometrik Ölçümleri İle Makine Öğrenme Algoritmaları Kullanılarak Cinsiyet Tayini Üzerine Bir Çalışma.
- Yerli, Y., Özkoçak, Ö. Ü. V., & Koç, A. G. F. Adli Antropolojide Kimliklendirme Çalışmalarında Yeni Yaklaşımlar.
- Yıldırım, M. (2017). Resimli sistematik anatomi: Nobel Tıp Kitabevleri.
- Yoon, M. G., Moon, M. S., Park, B. K., Lee, H., & Kim, D. H. (2016). Analysis of Sacrococcygeal Morphology in Koreans Using Computed Tomography. *Clin Orthop Surg*, 8(4), 412-419. doi:10.4055/cios.2016.8.4.412.
- Yu, S. B., Lee, U. Y., Kwak, D. S., Ahn, Y. W., Jin, C. Z., Zhao, J., . . . Han, S. H. (2008). Determination of sex for the 12th thoracic vertebra by morphometry of three-dimensional reconstructed vertebral models. *J Forensic Sci*, 53(3), 620-625. doi:10.1111/j.1556-4029.2008.00701.
- Zeyfeoglu, Y., & Hancı, İ. H. (2001). İnsanlarda Kimlik Tespiti. *Türk Tabipleri Birliği Sürekli Tıp Eğitimi Dergisi*, 375.
- Zheng, W. X., Cheng, F. B., Cheng, K. L., Tian, Y., Lai, Y., Zhang, W. S., . . . Li, Y. Q. (2012). Sex assessment using measurements of the first lumbar vertebra. *Forensic Sci Int*, 219(1-3), 285 e281-285. doi:10.1016/j.forsciint.2011.11.022.

EKLER

EK 1. Karar Ağacı Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 1. Karar Ağacı Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

Parametre	Anlamı
ccp_alpha: 0.0	Minimum Maliyet-Karmaşıklık Budaması için kullanılan karmaşıklık parametresidir. En büyük maliyet karmaşıklığına sahip olandan daha küçük olan alt ağaç ccp_alpha seçilecektir. 0.0 olarak ayarlanırsa budama olmaz..
class_weight: None	Verilmezse, tüm sınıfların bir ağırlığa sahip olduğu anlamına gelir.
criterion: gini	Bir bölünmenin kalitesini ölçme görevi vardır. Gini safsızlığı için "gini" olarak ayarlanır.
max_depth: None	Ağacın maksimum derinliğini ifade eder. Yok ise, tüm yapraklar saf olana kadar düğümler genişletilir.
max_features: None	En iyi ayrımı ararken önemsenmesi gereken özelliklerin sayısı:.
max_leaf_nodes: None	Bir ağacın en iyi şekilde büyümesidir. Yok olarak ayarlanırsa sınırsız sayıda yaprak ve düğüm oluşur.
min_impurity_decrease: 0.0	Bu bölünme, safsızlıkta bu değere eşit yada daha büyük bir azalmasını sağlarsa, bir düğüm bölünecektir.
min_impurity_split: None	Ağaç büyümesinde erken durma eşiği. Bir düğüm, saflığı eşiğin üzerindeyse bölünür, aksi takdirde bir yapraktır.
min_samples_leaf: 1	Bir yaprağın sahibi olması gereken minimum örnek sayısıdır. .
min_samples_split: 2	Bir düğümün ayrılmadan önce sahip olması gereken minimum örnek sayısıdır..
min_weight_fraction_leaf: 0.0	Bir yaprak düğümde olması gereken ağırlıklı örneklerin tablosundaki orandır.
presort: deprecated	Uygun olarak en iyi bölünmelerin bulunmasını hızlandırmak için verileri önceden sınıflandırıp sınıflandırmayacağınızdır.
random_state: None	Rasgele sayı üretici np.random tarafından kullanılan RandomState örneğidir.
splitter: best	Her düğümde bölünmeyi seçmek için kullanılan stratejidir. En iyi bölmeyi seçmek için "best" yapılır.

EK 2. Rastgele Orman Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 2.Rastgele Orman Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

bootstrap: True	Ağaç inşa ederken bootstrap örneklerinin kullanılıp kullanılmadığıdır.
ccp_alpha: 0.0	Minimum Maliyet-Karmaşıklık Budaması için kullanılan karmaşıklık parametresidir. 0.0 olarak ayarlandığında budama yapılmaz.
class_weight: None	Tüm sınıfların bir ağırlığa sahip olduğu anlamına gelir.
criterion: gini	Bir bölünmenin kalitesini ölçme işlevi. Gini safsızlığı için "gini" olarak ayarlanır.
max_depth: None	Ağacın maksimum derinliği. Yok ise, düğümler tüm yapraklar saf olana kadar genişler.
max_features: auto	En iyi bölünmeyi ararken dikkate alınması gereken özelliklerin sayısıdır. "auto" olarak ayarlandığında $\max_features = \sqrt{n_features}$ anlamına gelir.
max_leaf_nodes: None	En iyi şekilde bir ağacın büyümesidir. Yok olarak ayarlandığında sınırsız sayıda yaprak ve düğüm anlamına gelir.
max_samples: None	Her bir temel tahmin ediciyi eğitmek için X'ten alınacak örnek sayısının 0 olmasıdır.
min_impurity_decrease: 0.0	Bu bölünme, safsızlığın bu değere eşit veya daha büyük bir azalmasına neden olursa, bir düğüm bölünecektir.
min_impurity_split: None	Ağaç büyümesinde erken durma eşiği. Bir düğüm, saflığı eşiğin üzerindeyse bölünür, aksi takdirde bir yapraktır.
min_samples_leaf: 1	Bir yaprak düğümünde olması gereken en az örnek sayısıdır.
min_samples_split: 2	İç düğümü bölmek için gereken en az örnek sayısıdır.
min_weight_fraction_leaf: 0.0	Bir yaprak düğümde olması gereken tüm giriş örneklerinin toplam ağırlıklarının minimum ağırlıklı bölümüdür.
n_estimators: 100	Ormandaki ağaç sayısıdır.
n_jobs: None	Paralel olarak çalıştırılacak iş sayısı.
oob_score: False	Genelleme doğruluğunu tahmin etmek için torba dışı örneklerin kullanılıp kullanılmayacağıdır.
random_state: None	Rasgele sayı üretici np.random tarafından kullanılan RandomState örneğidir
verbose: 0	Ayarlama ve tahmin ederken ayrıntıyı kontrol eder.
warm_start: False	Eski çözümleri

EK 3. Destek Vektör Makina Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 3.Destek Vektör Makina Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

C:1.0	Düzenlilik parametresidir.
class_weight: None	Ağırlıkları giriş verilerindeki sınıf frekanslarıyla ters orantılı otomatik olarak ayarlamak için y değerlerini kullanır.
dual:True	İkili veya ilkel optimizasyon problemini çözmek için ayarlanır.
fit_intercept:True	Bu model için kesişme noktasının hesaplanıp hesaplanmayacağıdır.
intercept_scaling:1	Örnek vektörüne intercept_scaling'e eşit sabit değerli bir "sentetik" özellik eklenir.
loss:squared_hinge	Kayıp işlevini belirtir. Mentşe kaybının karesidir.
max_iter:1000	Çalıştırılacak maksimum yinleme sayısıdır.
multi_class:ovr	Y ikiden fazla sınıf içeriyorsa çok sınıflı stratejiyi belirler. "ovr" n_class bire karşı dinlenme sınıflandırıcılarını eğitir.
penalty:l2	Cezalandırmada kullanılan normu belirtir. 'L2' cezası, SVC'de kullanılan standarttır
random_state:None	İkili koordinat alçalma için verileri karıştırmak için sözde rastgele sayı üretimini kontrol eder.
tol:0.0001	Durdurma kriterleri için toleransı ifade eder.
verbose:0	Ayrıntılı çıktının etkinleştirilmemesidir.

EK 4. K-En Yakın Komşu Sınıflayıcı iç parametreleri

Tablo 4.K-En Yakın Komşu Sınıflayıcı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

algorithm:auto	En yakın komşuları hesaplamak için kullanılan algoritma olup 'auto', olarak ayarlandığında yöntem aktarılan değerlere göre en uygun algoritmaya karar vermeye çalışacaktır .
leaf_size:30	Yaprak boyutudur.
metric:minkowski	Ağaç için kullanılacak mesafe metriğidir. Varsayılan metrik minkowski'dir ve p=2 ile standart Öklid metriğine eşdeğerdir.
metric_params:None	Metrik işlevi için ek anahtar kelime bağımsız değişkenleri.
n_jobs:None	Komşu araması için çalıştırılacak paralel işlerin sayısı.
n_neighbors:5	Sorgular için varsayılan olarak kullanılacak komşu sayısıdır.
p:2	Minkowski metriği için güç parametresi olup p = 2 için öklidean distance (l2) kullanmaya eşdeğerdir.
weights:uniform	Tahminde kullanılan ağırlık fonksiyonu olup "uniform" olarak ayarlandığında her komşunun tüm noktalar eşit olarak ağırlıklandırılır.

EK 5. Gaussian Naive Bayes Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 5.Gaussian Naive Bayes Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

priors:None	Sınıf öncelikli olup yok olarak ayarlandığında sınıf oranları eğitim verilerinden çıkarılır.
var_smoothing:1e-09	Hesaplama kararlılığı için varyanslara eklenen tüm özelliklerin en büyük varyansının bölümüdür.

EK 6. Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 6. Doğrusal Diskriminant Analizi Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

n_components: None	Boyut azaltma için bileşen sayısıdır.
priors: None	Sınıf öncelikli olup yok olarak ayarlandığında sınıf oranları eğitim verilerinden çıkarılır.
shrinkage: None	Küçülme parametrelili olup yok olarak ayarlandığında küçülme uygulanmaz.
solver: svd	Tekil değer ayrışımı (varsayılan). Kovaryans matrisini hesaplamaz, bu nedenle bu çözücü çok sayıda özelliğe sahip veriler için önerilir.
store_covariance: False	Sınıf içi covariance matrisini hesaplatmamak için ayarlanır.
tol: 0.0001	Durdurma kriterleri için toleransı ifade eder.

EK 7. ADA Güçlendirilmiş Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 7. ADA Güçlendirilmiş Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

algorithm: SAMME.R	SAMME.R gerçek güçlendirme algoritmasını kullanmak için uygulanır.
base_estimator: None	Güçlendirilmiş topluluğun oluşturulduğu temel tahminci olup
learning_rate: 1.0	Öğrenme oranıyla her sınıflandırıcının katkısını azaltma oranıdır.
n_estimators: 50	Ormandaki ağaç sayısıdır.
random_state: None	Rasgele sayı üretici np.random tarafından kullanılan RandomState örneğidir

EK 8. Extra Ağaçlar Sınıflandırması iç parametreleri

Tablo 8.Extra Ağaçlar Sınıflandırması iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

bootstrap: False	Ağaç inşa ederken bootstrap örneklerinin kullanılıp kullanılmadığıdır. "False" ise, tüm veri kümesi her ağacı oluşturmak için kullanılır.
ccp_alpha: 0.0	Minimum Maliyet-Karmaşıklık Budaması için kullanılan karmaşıklık parametresidir. 0.0 olarak ayarlandığında budama yapılmaz.
class_weight: None	Ağırlıkları giriş verilerindeki sınıf frekanslarıyla ters orantılı otomatik olarak ayarlamak için y değerlerini kullanır.
criterion: gini	Bir bölünmenin kalitesini ölçme işlevi. Gini safsızlığı için "gini" olarak ayarlanır.
max_depth: None	Ağacın maksimum derinliği. Yok ise, düğümler tüm yapraklar saf olana kadar genişler.
max_features: auto	En iyi bölünmeyi ararken dikkate alınması gereken özelliklerin sayısıdır. "auto" olarak ayarlandığında $\max_features = \sqrt{n_features}$ anlamına gelir.
max_leaf_nodes: None	En iyi şekilde bir ağacın büyümesidir. Yok olarak ayarlandığında sınırsız sayıda yaprak ve düğüm anlamına gelir.
max_samples: None	Her bir temel tahmin ediciyi eğitmek için X'ten alınacak örnek sayısının 0 olmasıdır.
min_impurity_decrease: 0.0	Bu bölünme, safsızlığın bu değere eşit veya daha büyük bir azalmasına neden olursa, bir düğüm bölünecektir.
min_impurity_split: None	Ağaç büyümesinde erken durma eşiği. Bir düğüm, saflığı eşiğin üzerindeyse bölünür, aksi takdirde bir yapraktır.
min_samples_leaf: 1	Bir yaprak düğümünde olması gereken en az örnek sayısıdır.
min_samples_split: 2	İç düğümü bölmek için gereken en az örnek sayısıdır.
min_weight_fraction_leaf: 0.0	Bir yaprak düğümde olması gereken tüm giriş örneklerinin toplam ağırlıklarının minimum ağırlıklı bölümüdür.
n_estimators: 100	Ormandaki ağaç sayısıdır.
n_jobs: None	Paralel olarak çalıştırılacak iş sayısı.
oob_score: False	Genelleme doğruluğunu tahmin etmek için torba dışı örneklerin kullanılıp kullanılmayacağıdır.
random_state: None	İkili koordinat alçalma için verileri karıştırmak için sözde rastgele sayı üretimini kontrol eder.
verbose: 0	Ayrıntılı çıktının etkinleştirilmemesidir.
warm_start: False	Eski çözümleri unutup yepyeni bir ormana sığdırması için ayarlanır.

EK 9. NuDVM Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 9.NuDVM Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

break_ties: False	break_ties=False olduğunda o alandaki tüm girdiler tek bir sınıf olarak sınıflandırır.
cache_size: 200	Çekirdek önbelleginin boyutunu belirtir.
class_weight: None	Ağırlıkları giriş verilerindeki sınıf frekanslarıyla ters orantılı otomatik olarak ayarlamak için y değerlerini kullanır.
coef0: 0.0	Çekirdek fonksiyonunda bağımsız terimdir.
decision_function_shape: ovr	Şeklin bire bir dinlenme karar işlevini diğer tüm sınıflandırıcılar olarak döndürüp döndürmeyeceğini belirler.
degree: 3	Polinom çekirdeği fonksiyonunun derecesini ifade eder.
gamma: scale	Çekirdek katsayısını ifade edip “scale” seçilirse gama değeri olarak $1 / (n \text{ features} * X.\text{var}())$ kullanır.
kernel: rbf	Algoritmada kullanılacak çekirdek türünü belirtir.
max_iter: -1	Çözücü içindeki yinelemenin sınırsız olması için ayarlanır.
nu: 0.5	Kenar boşluğu hatalarının fraksiyonunun bir üst sınırı ve destek vektörlerinin fraksiyonunun bir alt sınırını belirler. (0, 1] aralığında olmalıdır.
probability: False	Olasılık tahminlerinin etkinleştirilip etkinleştirilmeyeceğini belirler.
random_state: None	Rasgele sayı üretici np.random tarafından kullanılan RandomState örneğidir.
shrinking: True	Küçülme parametrelili olup yok olarak ayarlandığında küçülme uygulanmaz.
tol: 0.001	Durdurma kriterleri için toleransı ifade eder.
verbose: False	Ayrıntılı çıktının etkinleştirilmemesidir.

EK 10. Gradyan Güçlendirme Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 10.Gradyan Güçlendirme Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

ccp_alpha:0.0	Minimum Maliyet-Karmaşıklık Budaması için kullanılan karmaşıklık parametresidir. 0.0 olarak ayarlandığında budama yapılmaz.
criterion:friedman_mse	Bölünmenin kalitesini ölçme işlevini belirler.
init:None	İlk tahminleri hesaplamak için kullanılan bir tahmin edici nesne olup yok olarak ayarlandığında, sınıfların önceliklerini tahmin eden bir Dummy Estimator kullanılır.
learning_rate:0.1	Öğrenme oranıyla her sınıflandırıcının katkısını azaltma oranıdır.
loss:deviance	Optimize edilecek kayıp fonksiyon. "deviance", olasılıklı çıktılarla sınıflandırma için sapmayı (= lojistik regresyonu) ifade eder.
max_depth:3	Bireysel regresyon tahmin edicilerinin maksimum derinliğini ifade eder. Maksimum derinlik, ağaçtaki düğüm sayısını sınırlar.
max_features:None	En iyi bölünmeyi ararken göz önünde bulundurulması gereken özelliklerin sayısı olup yok olarak seçildiğinde $\text{max_features} = \text{n_features}$ anlamına gelir.
max_leaf_nodes:None	En iyi şekilde bir ağacın büyümesidir. Yok olarak ayarlandığında sınırsız sayıda yaprak ve düğüm anlamına gelir.
min_impurity_decrease:0.0	Bu bölünme, safsızlığın bu değere eşit veya daha büyük bir azalmasına neden olursa, bir düğüm bölünecektir.
min_impurity_split:None	Ağaç büyümesinde erken durma eşiği. Bir düğüm, saflığı eşiğin üzerindeyse bölünür, aksi takdirde bir yapraktır.
min_samples_leaf:1	Bir yaprak düğümünde olması gereken en az örnek sayısıdır.
min_samples_split:2	İç düğümü bölmek için gereken en az örnek sayısıdır.
min_weight_fraction_leaf:0.0	Bir yaprak düğümde olması gereken tüm giriş örneklerinin toplam ağırlıkların minimum ağırlıklı bölümüdür.
n_estimators:100	Ormandaki ağaç sayısıdır.
n_iter_no_change:None	Doğrulama puanı iyileşmediğinde eğitimi sonlandırmak için erken durdurmanın kullanılıp kullanılmayacağına karar vermek için kullanılır. Erken durdurmayı devre dışı bırakmak için Hiçbiri olarak ayarlanmıştır.
presort:deprecated	Uygun olarak en iyi bölünmelerin bulunmasını hızlandırmak için verileri önceden sınıflandırıp sınıflandırmayacağınızdır.
random_state:None	İkili koordinat alçalma için verileri karıştırmak için sözde rastgele sayı üretimini kontrol eder.
subsample:1.0	Bireysel temel öğrencileri tahmin etmek için kullanılacak örneklerin oranı.
tol:0.0001	Durdurma kriterleri için toleransı ifade eder.
validation_fraction:0.1	Erken durdurma için doğrulama seti olarak ayrılacak eğitim verilerinin oranı.
verbose:0	Ayrıntılı çıktının etkinleştirilmemesidir.
warm_start:False	Eski çözümleri unutup yepyeni bir ormana sığdırması için ayarlanır.

EK 11. Karesel Diskriminant Analiz Sınıflayıcısı iç parametreleri

Tablo 11.Karesel Diskriminant Analiz Sınıflayıcısı iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

priors: None	Sınıf öncelikli olup yok olarak ayarlandığında sınıf oranları eğitim verilerinden çıkarılır.
reg_param: 0.0	Kovaryans tahminidir.
store_covariance: False	Sınıf içi covariance matrisini hesaplatmamak için ayarlanır.
tol: 0.0001	Durdurma kriterleri için toleransı ifade eder.

EK 12. Destek Vektör Sınıflandırması iç parametreleri

Tablo 12. Destek Vektör Sınıflandırması iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

C: 1.0	Düzenlilik parametresidir.
class_weight: None	Ağırlıkları giriş verilerindeki sınıf frekanslarıyla ters orantılı otomatik olarak ayarlamak için y değerlerini kullanır.
dual: True	İkili veya ilkel optimizasyon problemini çözmek için ayarlanır.
fit_intercept: True	Bu model için kesişme noktasının hesaplanıp hesaplanmayacağıdır.
intercept_scaling: 1	Örnek vektörüne intercept_scaling'e eşit sabit değerli bir "sentetik" özellik eklenir.
loss: squared_hinge	Kayıp işlevini belirtir. Mentese kaybının karesidir.
max_iter: 1000	Çalıştırılacak maksimum yinleme sayısıdır.
multi_class: ovr	Y ikiden fazla sınıf içeriyorsa çok sınıflı stratejiyi belirler. "ovr" n_class bire karşı dinlenme sınıflandırıcılarını eğitir.
penalty: l2	Cezalandırmada kullanılan normu belirtir. 'L2' cezası, SVC'de kullanılan standarttır
random_state: None	İkili koordinat alçalma için verileri karıştırmak için sözde rastgele sayı üretimini kontrol eder.
tol: 0.0001	Durdurma kriterleri için toleransı ifade eder.
verbose: 0	Ayrıntılı çıktının etkinleştirilmemesidir.

EK 13. Gauss Süreçleri Sınıflandırması algoritması iç parametreleri

Tablo 13. Gauss Süreçleri Sınıflandırması algoritması iç parametreleri (Scikit-learn sürüm 0.23.2)

copy_X_train: True	True ise, eğitim verilerinin kalıcı bir kopyası nesnede depolanır.
kernel: None	GP'nin kovaryans işlevini belirten çekirdek. Hiçbiri geçilirse, varsayılan olarak "1.0 * RBF (1.0)" çekirdeği kullanılır.
max_iter_predict: 100	Tahmin sırasında posterior'a yaklaşmak için Newton'un yöntemindeki maksimum yineleme sayısı.
multi_class: one_vs_rest	Çok sınıflı sınıflandırma sorunlarının nasıl işleneceğini belirtir. 'one_vs_rest', bu sınıflı diğer sınıftan ayırmak için eğitilmiş her sınıf için bir ikili Gaussian proses sınıflandırıcısı donatılmıştır.
n_jobs: None	Paralel olarak çalıştırılacak iş sayısı.
n_restarts_optimizer: 0	Günlük marjinal olasılığını en üst düzeye çıkaran çekirdeğin parametrelerini bulmak için optimize edicinin yeniden başlatma sayısıdır.
optimizer: fmin_l_bfgs_b	Çalıştırılacak maksimum yineleme sayısıdır.
random_state: None	Rasgele sayı üretici np.random tarafından kullanılan RandomState örneğidir.
warm_start: False	Eski çözümleri unutup yepyeni bir ormana sığdırması için ayarlanır.

EK 14. Etik Kurul Onayı



T.C.
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU

Sayı: B.30.2.ODM.0.20.08/150-235

27.04.2020

Sayın Prof.Dr. Binyamin ŞAHİN

Etik Kurulumuza sunmuş olduğunuz **Lateral Lumbar Vertebranın Bilgisayarlı Tomografi Görüntülerinden Ölçülen Yükseklik Ve Derinlik Değerlerinin Yapay Zeka İle Cinsiyet Tayininde Kullanılabilirliği** başlıklı OMÜ KAEK 2020/101 Karar nolu Radyoloji çalışması nitelikli araştırma projeniz Klinik Araştırmalar Etik Kurulu yönergesine göre 12.03.2019 tarihli Etik Kurulumuzda incelenmiş etik açıdan uygun bulunmuştur. Ancak araştırmanın yapılacağı yerlerdeki ilgili kurumlardan izin yazısı alınmadığından ilgili kurumlardan izin yazısı alınıp, tarafımıza bildirilmesinden sonra **başlanmasına** oy birliği ile karar verilmiştir.

Bilgilerinize arz/rica ederim.

Prof.Dr.Ramis ÇOLAK
Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Başkanı

ÖZGEÇMİŞ

Aysun KARACA YALÇIN, Suluova Lisesi'ni bitirdikten sonra Ege Üniversitesi Fen Fakültesi, Fizik bölümünden 2001 tarihinde mezun oldu. 2010 yılında Gaziosmanpaşa Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Katıhal Fiziği Ana Bilim Dalı Yüksek Lisans programını bitirdi, 2016 yılında OMÜ LEBE'nde Radyolojik Bilimler ABD'nde doktora programına başladı. Mezuniyetinden bu yana Ondokuz Mayıs Üniversitesi'nde Öğretim Görevlisi olarak görev yapan Aysun KARACA YALÇIN orta derecede İngilizce bilmektedir (YÖK DİL:66,25).

Sertifikalar:

1. “Yükseköğretimde Kalite” Prof.Dr.Recep ÖZTÜRK, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Samsun, 5 Kasım 2010.
2. “Kurumsal Bilgi Yönetimi” Türkiye ve Orta Doğu Amme İdaresi Enstitüsü (TODAİE), e-Devlet Merkezi Müdürü Turksel KAYA BENŞGİR, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Samsun, 23 Aralık 2011.
3. “Yönetim Becerilerinin Geliştirilmesi” Milli Prodüktivite Merkezi Karadeniz Bölge Müdürlüğü, Uzm.Deniz KOÇ, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Samsun, 23-24 Mayıs 2011.
4. “21.Yüzyılda Kamu Yönetiminde Değişim-Dönüşüm” Kamu Kalite Derneği, Ankara, 26 Mayıs 2011.
5. NT-MDT Solver Next Atomik Kuvvet Mikroskobu Kullanıcı Sertifikası
6. Rigaku Smartlab XRD Toz Difraktometresi Kullanıcı Sertifikası
7. İş Sağlığı ve Güvenliği Eğitimi Sertifikası
8. Tanısal Görüntülemeye Radyasyon Güvenliği Sempozyumu Katılım Sertifikası
9. KİTAM TS EN ISO/IEC 17025 Laboratuvar Akreditasyonu Eğitimi Sertifikası
10. Patent İşbirliği Anlaşması Çerçevesinde Uluslararası Başvuru Sistemi Semineri Katılım Sertifikası.
11. “İstanbul Yeni Yüzyıl Üniversitesi 9. Bilim Günleri” Katılım Sertifikası,

9-11 Mayıs 2023.

12. “1. BİLSEL International World Science And Research Congress” Katılım Sertifikası, 24-25 Haziran 2023.

Temel ilgi alanları: Fizik, Nükleer Fizik, Sağlık Fiziği, Tıbbi Görüntüleme Teknikleri, Tıbbi Görüntü İşleme Yöntemleri, Yapay Zeka. (21.07.2023)

İletişim Bilgileri

ORCID ID : <https://orcid.org/0009-0005-2055-2122>

Yayınlar:

1. Karaca, A., Uluçınar Sağır, Şafak ve Cansaran, A. (2006). Fen bilgisi eğitiminde laboratuvarda karşılaşılan güçlüklerin saptanması. *Milli Eğitim* , 35 (170), 250-259.
2. Uluçınar, Ş., Cansaran, A., & Karaca, A. (2004). Fen bilimleri laboratuvar uygulamalarının değerlendirilmesi. *Türk Eğitim Bilimleri Dergisi* , 2 (4), 465-475.
3. Karaca, A. (2010). *Metallerin elektiriksel öz direncinin debye modeli ile hesaplanması*. (Yüksek lisans tezi, Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü).

Projeler:

1. Ondokuz Mayıs Üniversitesi Karadeniz İleri Teknoloji Araştırma ve Uygulama Merkezi (KİTAM) Alt Yapı Geliştirme Projesi, PYO.KİTAM.1906.15.001 (tamamlandı) 01.01.2016.