

T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
DİŞ HEKİMLİĞİ FAKÜLTESİ

KONİK IŞINLI BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ
GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN DERİN ÖĞRENME
YÖNTEMİYLE GELİŞTİRİLMİŞ YAPAY ZEKA
ALGORİTMALARIYLA FARİNGEAL HAVAYOLU
DEĞERLENDİRİLMESİ

Batuhan KULELİ

Ortodonti Anabilim Dalı
Uzmanlık Tezi

Tez Danışmanı
Doç. Dr. Mehmet UĞURLU

ESKİŞEHİR
2023

T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
DİŞ HEKİMLİĞİ FAKÜLTESİ
ORTODONTİ ANABİLİM DALI

**KONİK IŞINLI BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ
GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN DERİN ÖĞRENME
YÖNTEMİYLE GELİŞTİRİLMİŞ YAPAY ZEKA
ALGORİTMALARIYLA FARİNGEAL HAVAYOLU
DEĞERLENDİRİLMESİ**

Batuhan KULELİ

Tez Savunma Tarihi: 10.05.2023

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Mehmet UĞURLU (Eskişehir Osmangazi Üniversitesi)

Jüri Üyesi: Prof. Dr. İbrahim Erhan GELGÖR (Uşak Üniversitesi)

Jüri Üyesi: Doç. Dr. Hasan CAMCI (Afyonkarahisar Sağlık Bilimleri Üniversitesi)

Onay

Bu çalışma yukarıdaki jüri tarafından Uzmanlık Tezi olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Batu Can YAMAN
Dekan

**Uzmanlık Tezi
ESKİŞEHİR-2023**

UZMANLIK TEZİ BEYANNAMESİ

Uzmanlık tezi olarak sunduğum “**KONİK IŞINLI BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİYLE GELİŞTİRİLMİŞ YAPAY ZEKA ALGORİTMALARIYLA FARİNGEAL HAVAYOLU DEĞERLENDİRİLMESİ**” başlıklı araştırmayı danışmanım **Doç. Dr. Mehmet UĞURLU**’nun rehberlik ve sorumluluğunda tamamladığımı; çalışma protokolü ve hazırlık süresince bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun davrandığımı, verilerin tarafımdan toplandığını, örneklerin tarafımda hazırlandığını; deney, analiz ve görüntüleme işlemlerinin ilgili laboratuvar ve görüntüleme merkezinde tarafımda yapıldığını/yaptırıldığını, tez metnini hazırlarken kaynakçanın eksiksiz olarak gösterildiğini, tezin yazım kılavuzu kurallarına uygun olarak hazırlandığını ve belirtilen hususların aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim.

Batuhan KULELİ

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	III
ÖZET.....	IV
ABSTRACT	V
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	VI
ŞEKİLLER DİZİNİ	VII
TABLolar DİZİNİ	VIII
1. GİRİŞ ve AMAÇ	1
2. GENEL BİLGİLER.....	3
2.1. Faringeal Havayolu	3
2.1.1. Faringeal Havayolu Anatomisi.....	4
2.1.2. Faringeal Havayolu ile Bağlantılı Fonksiyonlar	6
2.1.3. Havayolu Açıklığının Azalması Sonucu Görülebilen Adaptasyonlar.....	7
2.1.4. Üst Havayolu ile Farklı İskeletsel Paternler Arasındaki İlişki	7
2.1.5. Faringeal Havayolu Değerlendirme Yöntemleri	9
2.2. Yapay Zeka Nedir?.....	12
2.2.1. Makine Öğrenmesi	13
2.2.2. Yapay sinir ağları (artificial neural network-ANN).....	13
2.2.3. Derin öğrenme ve Derin Evrişimli Sinir Ağları	17
2.2.4. Evrişimli Sinir Ağı Katmanları	19
2.2.5. Evrişimsel Sinir Ağlarının Eğitilmesi	20
2.2.6. Aktivasyon Fonksiyonu.....	21
2.2.7. Transfer Öğrenme	21
2.2.8. Diş hekimliğinde yapay zeka ve kullanım alanları	21
3. MATERYAL ve METOT	23
3.1. Hasta Seçimi.....	23

3.2. Sefalometrik Radyograf Veri Setinin Oluřturulması	23
3.3. Görüntü Deęerlendirilmesi.....	25
3.4. Derin Öğrenme Mimarisi	26
3.4.1. Model Geliřtirilmesi.....	27
3.4.2. Eğitim Ařaması	27
4. BULGULAR	31
4.1 ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) Eğrisi Grafikleri ve AUC (Area Under Curve).....	31
4.2. Precision (Kesinlik) -Recall (Hassasiyet) Eğrisi (PR Eğrisi).....	32
4.3. Derin Öğrenme Mimarisinde Yapılan Analizler	33
5. TARTIřMA	38
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	45
KAYNAKLAR.....	46
EKLER.....	58
EK-1. ÖZGEÇMİř.....	59
EK-2. ETİK KURUL ONAYI	59

TEŞEKKÜR

Uzmanlık eğitimim boyunca bilgi ve tecrübelerinde çok şey öğrendiğim, tez çalışmamda her daim bana yol gösteren tez danışmanım değerli hocama,

Ortodonti uzmanlığım boyunca eğitimime önemli katkılarda bulunan diğer tüm hocalarıma,

Benim için her birinin ayrı ayrı çok değerli olduğu ve beraber çalışmaktan mutluluk duyduğum arkadaşlarıma,

Anabilim dalı hemşirelerimiz, sekreterimiz ve personellerimize,

Üzerimde sonsuz emek ve destekleri olan, her zaman sevgilerini hissettiğim canım aileme,

Bana bu süreçte destek ve anlayış gösteren, hep yanımda olan biricik kız arkadaşına çok teşekkür ederim.

ÖZET

KONİK IŞINLI BİLGİSAYARLI TOMOGRAFİ GÖRÜNTÜLERİ ÜZERİNDEN DERİN ÖĞRENME YÖNTEMİYLE GELİŞTİRİLMİŞ YAPAY ZEKA ALGORİTMALARIYLA FARİNGEAL HAVAYOLU DEĞERLENDİRİLMESİ

Amaç: Bu çalışmanın amacı, konik ışınli bilgisayarlı tomografi görüntülerinden elde edilen lateral sefalometrik görüntüler üzerinde özel bir yapay zeka algoritması kullanarak faringeal havayolunun tespitinin başarısını araştırmaktır.

Materyal ve Metot: Çalışmamızın veri setini 1040 hastanın ortodontik tedavi öncesi alınan konik ışınli bilgisayarlı tomografi görüntülerinden elde edilen lateral sefalometrik radyograflar üzerinde özel bir yapay zeka algoritması kullanarak segmentasyon yöntemi serbest çizim tekniği ile uygulanmış ve faringeal havayolu belirlenmiştir. Görüntüler üzerinde havayolunun etiketlenmesi CranioCatch yazılımı (CranioCatch, Eskişehir, Türkiye) kullanılarak yapılmıştır.

Bulgular: Yapay zeka modeli Yolov5 Segmentation Yolov5x modeli ile 500 epoch şeklinde eğitilmiştir. Çalışmada eğitilen yapay zeka modelinde Duyarlılık, kesinlik ve F1 skorları sırasıyla 1, 0.9903846154, 0.9951690821 şeklindedir. Modelin öğrenme oranı 0,01 olarak bulunmuştur.

Sonuç: Çalışmamızda bulunamayan etiket olmamıştır ve model genel olarak başarılı olmuştur. Çalışmamız ilerleyen zamanlarda yapılacak olan derin öğrenme tabanlı KIBT raporlama sistemlerinin gelişimi açısından çok önemlidir. Bu sistemlerin klinik rutinde hekimlere zaman kazandırarak bir karar destek mekanizması rolü göreceği düşünülmektedir. Aynı zamanda faringeal havayolunun tespiti sırasında, gözlemciler arası farkların ve gözlemcilerin farklı zamanlardaki değerlendirmelerinde oluşabilecek tutarsızlıkların minumuma indirilmesi konusunda çok yardımcı olacağı tahmin edilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Derin öğrenme, faringeal havayolu tespiti, KIBT, yapay zeka

ABSTRACT

Evaluation of The Pharyngeal Airway with Artificial Intelligence Algorithms Improved by Deep Learning Method on Cone-Beam Computed Tomography Images

Aim: The aim of this study is to investigate the success of pharyngeal airway detection using a special artificial intelligence algorithm on lateral cephalometric images obtained from cone beam computed tomography images.

Material and Method: The data set of our study was performed on the lateral cephalometric radiographs obtained from cone beam computed tomography images of 1040 patients before orthodontic treatment using a special artificial intelligence algorithm and the segmentation method was applied with the free drawing technique and the pharyngeal airway was determined. Airway labeling on images was done using CranipCatch software (Craniocatch, Eskişehir, Turkey).

Results: The artificial intelligence model was trained with the Yolov5 Segmentation Yolov5x model as 500 epochs. Sensitivity, precision and F1 scores in the artificial intelligence model trained in the study were 1, 0.9903846154 and 0.9951690821 respectively. The learning rate of the model was found to be 0.01.

Conclusion: There were no missing tags in our study, and the model was generally successful. Our study is very important for the development of deep learning-based CBCT reporting systems to be made in the future. It is thought that these systems will play a role as a decision support mechanism by saving time for physicians in their clinical routine. At the same time, it is estimated that during the determination of the pharyngeal airway, it will be very helpful in minimizing the differences between observers and the inconsistencies that may occur in the evaluations of the observers at different times.

Keywords: Artificial Intelligence, CBCT, Deep learning, detection, the pharyngeal airway

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

°	Derece
%	Yüzde
<	Küçüktür
>	Büyüktür
≥	Büyük Eşit
≤	Küçük Eşit
kVp	Kilovolt
mA	Miliamper
μSv	Mikrosievert
mm	Milimetre
sn	Saniye
2B	İki Boyutlu
3B	Üç Boyutlu
AI	Artificial Intelligence (Yapay Zeka)
ANN	Artificial Neural Networks (Yapay Sinir Ağları)
Ark.	Arkadaşları
BT	Bilgisayarlı Tomografi
CNN	Convolutional Neural Networks (Evrişimli Sinir Ağları)
DCNN	Derin Evrişimli Sinir Ağları
DICOM	Digital Imaging and Communications in Medicine)
DL	Deep Learning (Derin Öğrenme)
FR	Özellik İyileştirme Ağı
KIBT	Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi
ML	Machine Learning (Makine Öğrenmesi)
MRG	Manyetik Rezonans Görüntüleme
ROR-ROL	Sağ ve Sol Supraorbitale Noktaları
SD	Standart Sapma
SDR	Başarı Tespit Oranı
YOLOv5	You-Only-Look-Once version 5

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Sekil No</u>	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1. Yapay zekâyı oluşturan temel kavramlar.....	12
Şekil 2.2. Biyolojik sinir hücresi ve yapay sinir ağı.....	13
Şekil 2.3. Yapay sinir ağı nöron modeli.....	14
Şekil 2.4. Tek katmanlı algılayıcı modeli	16
Şekil 2.5. Çok katmanlı algılayıcı model	17
Şekil 2.6. a) Makine öğrenmesi, b) Derin öğrenme	18
Şekil 2.7. DCNN mimarisi	18
Şekil 2.8. Evrişim işlemi	19
Şekil 2.9. Havuzlama örneği	20
Şekil 3.1. Romexis programından KIBT görüntüsünün dışa aktarımı	24
Şekil 3.2. Dolphin İmaging programında baş pozisyonunun ayarlanması	24
Şekil 3.3. Dolphin İmaging programında sefalometrik radyograf oluşturulması.....	25
Şekil 3.4. Sefalometrik radyografların programa yüklenmesi.....	26
Şekil 3.5. Faringeal havayolunun poligonal tarzda etiketlenmesi	26
Şekil 3.6. Etiketlenen havayolunun görüntüsü.....	27
Şekil 3.7. Gerçekleştirilen faringeal havayolu tespit modelinin gelişim aşamalarının diyagram.....	29
Şekil 3.8. Faringeal havayolu yapay zeka programı test aşamaları	30
Şekil 4.1. TPR ve FPR değerlerinin formülleri.	32
Şekil 4.2. Faringeal havayolu tespit için ROC eğrisi	32
Şekil 4.3. Faringeal havayolu tespiti için Precision-Recall eğrisi	33
Şekil 4.4. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerçek görüntüsü ve yapay zeka programı tahmin görüntüsü 1.....	35
Şekil 4.5. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerçek görüntüsü ve yapay zeka programı tahmin görüntüsü 2.....	35
Şekil 4.6. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerçek görüntüsü ve yapay zeka programı tahmin görüntüsü 3.....	36
Şekil 4.7. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerçek görüntüsü ve yapay zeka programı tahmin görüntüsü 4.....	36
Şekil 4.8. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerçek görüntüsü ve yapay zeka programı tahmin görüntüsü 5.....	37

TABLÖLAR DİZİNİ

<u>Tablo No</u>	<u>Sayfa No</u>
Tablo 2.1. Biyolojik sinir hücresi ve yapay sinir ağı terminolojisi	13
Tablo 3.1. Veri setleri	28
Tablo 4.1. Faringeal havayolu için duyarlılık, kesinlik ve F1 skoru performans ölçüm değerleri.....	31
Tablo 4.2. Model eğitimi sonucu ulaşılan bulgular.....	35



1. GİRİŞ

Üst havayolunun biçimi ve volümü konusunda bireyler arasında çeşitlilik olduğu belirtilmiştir. Çeşitli ortodontik anomaliler ve havayolunun birbiriyle olan bağlantılarının değerlendirilebilmesi ortodonti klinik rutininde oldukça faydalıdır. Hastaların tanı ve tedavi parametreleri tespit edilirken hastaların havayolu kapasitesi belirlenmeli ve tedavi planı buna göre planlanmalıdır. Yeterli olmayan bir havayolu hacmine sahip bir hastanın havayolu hacmi doğru endikasyon ve tedavi planı ile artırılabilir. Böylece doğru planlama ile hastaların yaşam konforu yükselicek, estetik ve fonksiyonel ihtiyaçları karşılanacaktır.¹

1800'lü yıllardan beri araştırmacılar dentofacial morfoloji ve solunum fonksiyonu arasındaki ilişkiyi hep sorgulamışlardır. Ancak o yıllardaki tıbbi cihazların yetersizlikleri sebebiyle yapılan araştırmalar gözlemden öteye gidememiştir.² Havayolu görüntülenmesi için çeşitli metotların kullanılabilmesi ile havayolunun çevre dokularla olan bağlantıları kapsamlı biçimde incelenebilmiştir.³

İçinde bulunduğumuz çağ içinde hayat kalitemiz üzerinde önemli değişikliklere neden olan teknolojik gelişmeler olmaktadır. Bu değişikliklere sebebiyet veren en önemli gelişmelerden biri de yapay zekâdır (Artificial Intelligence-AI). AI matematiksel hesaplama gücü, veri depolama kapasitesi ve farklı işlemleri gerçekleştirebilmesi sayesinde popülerlik kazanmıştır.⁴

AI, hastalıkların teşhis sürecini hızlandırarak tedavilerin prognozunu etkileyeceği düşünülmektedir.⁵ AI, insan zekâsını simüle eden bilgisayar ağlarını (sinir ağları) içerir. AI'nın radyolojiye dâhil edilmesi ile tanısal görüntülemeye ilgili bulguları tespit etmek ve tespit edilen görüntüleri daha küçük verilere ayırmak kolaylaşacaktır. AI bir insandan çok daha hızlı ve güvenilir veriler sunabilir.⁶

Bu alıřmada son dnemde yaygınlařmıř olan makine ğrenmesi ynteminin ama, faringeal havayolu deėerlendirilmesindeki deėerlendiren bireylerin aralarındaki deėerlendirilme farklılıkları ile deėerlendiren bireylerin bařka vakitlerde grlebilecek farklı deėerlendirmelerin nne gemektir. Derin evriřimli sinir aėlarından (Deep Convolutional Neural Networks -DCNN) ve algoritmik sezgiden oluřan otomatik bir sistem nermekteyiz. Bu alıřma hastaların doėru endikasyon ile tedavileri iin faringeal havayolunun deėerlendirilmesinin derin ğrenme yntemi kullanılarak daha hızlı ve gvenilir bir biimde yapılmasını amalamıřtır.



2. GENEL BİLGİLER

2.1. Faringeal Havayolu

Solunan havanın vücuda ilk olarak giriş yaptığı bölgeden akciğerlere doğru ilerlediği yola havayolu denir. İnsan doğar doğmaz solunuma başlar ve hayatta kalmak için vazgeçilemez olan solunum durmadan sürekli bir şekilde devam edebilmesi için havayolunun dar olmaması çok önemlidir. Faringeal havayolu çoğunlukla kraniyofasiyal dokuların parçasıdır, bu yüzden ortodonti bölümüne başvuran hastaların klinik ve radyolojik muayeneleri sırasında üst havayolunun değerlendirilmesi gerekmektedir.⁷

Burun yollarındaki problemler sonucu burun solunumu yapılamaz ise ağız solunumu devreye girmek zorunda kalır. Ama yapılan bu ağız solunumu bazı normal gereksinimler dışında sürekli hale gelirse yanında bazı sorunlarda getirir. Büyüme gelişimi henüz sona ermemiş bireylerde, ağız yolu ile yapılan solunumun alt çenenin aşağıda, dilin daha önde konumlanmasına ve başın geride konumlanmasına sebep olduğu bildirilmiştir.⁸ Kraniofasial dokuların büyümesi bütün bu değişikliklerden etkilenecek çeşitli maloklüzyonların oluşabileceği iddia edilmiştir.⁹

Üst dudaktaki tonus kaybı ve istirahatte ağızını kapatamamasının tükürükteki etki azalması ile diş çürük riskinin artmasına sebep verdiği belirtilmiştir.⁷ Ayrıca, dişetlerinin ıslaklığının stabilize olmaması, keratinizasyonun yeterli olmamasına sebep olarak dişeti iltihabı ihtimalini artırdığı;¹⁰ ağızdan geçen hava burundaki gibi ısıtılıp, nemlendirilip, filtrelenemediğinden¹¹ akciğerlerin elastikiyeti korunması nasal dirençteki kadar mümkün olmayacaktır.¹² Uyku kalitesindeki bozukluklar, dikkat kaybı ve hiperaktivite ile ağız solunumu arasında ilişki bulunmuştur.¹³ Burun solunumu idamesini sağlamak yaşam kalitesi adına oldukça önemlidir.¹⁴

Ortodonti hastalarında teşhis ve tedavi planlamasında havayolu hiçbir zaman göz ardı edilmemelidir. Ortodontik tedaviler ya havayolu kısıtlı olan hastalarda havayolunu genişletmeli ya da yeterli havayolu olan hastaların havayolunu daraltmamalıdır.

2.1.1. Farengeal Havayolu Anatomisi

Havayolu üst ve alt havayolu şeklinde kabaca ikiye ayrılmıştır. Üst havayolunda burun, farenks ve larenks bulunurken, alt havayolunda trake, bronşlar ve akciğerler bulunmaktadır.⁷ Bir sınıflamaya göre¹⁵ üst havayolunun farengeal bölümü; nazofaringeal bölge, velofaringeal bölge, orofaringeal bölge ve hipofaringeal bölge olarak alt gruplara ayrılmıştır:

Nazofaringeal Bölge: Sert damak ile burun arka bölgesi (choanae) arasında kalan bölge

Velofaringeal Bölge *: Yumuşak ve sert damak arasında kalan bölge

Orofaringeal Bölge: Epiglottis ve yumuşak damak arasında kalan bölge

Hipofaringeal Bölge: Larenks ve epiglottis arasında kalan bölge

*Çoğunlukla anatomik olarak orofaringeal bölgenin velofaringeal bölgeyi kapsadığı belirtilmektedir.

Üst havayolunu sınırlarlayan yumuşak dokular; lateral farengeal duvarlar, yumuşak damak, tonsiller, dil ve uvula şeklinde söylenebilir. Bu yumuşak dokuları destekleyen ve kasların bağlantı yaptığı önemli kemik yapılar ise hyoid kemik ve alt çene kemiğidir.¹⁶

2.1.1.1. Tonsiller

Anatomik bölgeler açısından değerlendirildiğinde öncelikli olarak üç temel tonsil bulunmaktadır:

Lingual tonsil, Palatal tonsiller ve Faringeal tonsil (adenoid). Dağınık şekilde bulunup çok daha ufak boyutlarda olan lenfoid foliküller, farenksin duvarları boyunca yer alarak tubal tonsil ve lateral faringeal bantları meydana getirmektedir.¹⁷

Anatomik açıdan bakıldığında orofarenks bölgesinde bulunan tonsiller iki gruptur:¹⁷

Palatinal Tonsiller: Yumuşak damağın her iki yanında, oral kavite ile orofarenksin birleşim bölgesinde, tonsiller fossada, palatofaringeal ve palatoglossal eğimlerin arasında bulunan lenfoepitelyal dokulardır.

Lingual Tonsil: Dilin arka üçlüsünde, mukozanın altında ve dil kökünde bulunmaktadır.

Nazofaringeal bölgede bulunan tonsiller:¹⁷

Faringeal Tonsilla: Adenoid ismiyle anılan faringeal tonsiller nazofaringeal bölgenin arka duvarında üst orta hatta bulunmaktadır.

Tubal Tonsiller: Nazofarengel bölgenin lateral duvarında iki yanda bulunan tubal tonsiller östaki borusunun açıldığı yerin çevresinde konumlanır.

Lateral Faringeal Bantlar: Nazofaringeal bölgenin dış duvarının iki tarafında da yer almaktadır.

2.1.1.2. Kaslar

Faringeal havayolunun daralmasına ve genişlemesine yardımcı olan kaslar vardır.¹⁸ Bu kasları; dört grupta inceleyebiliriz:

Dil ile ilişkili olanlar: Hyoglossus, genioglossus styloglossus, geniohyoid

Yumuşak damak ile ilişkili olanlar: Tensör palatini, levatör palatini, Alai nasi

Posterolateral faringeal duvarlar ile ilişkili olanlar: Faringeal konstriktörler, palatoglossus

Hyoid ile ilişkili olanlar: Genioglossus, digastrik, hyoglossus, sternohyoid, geniohyoid

2.1.2. Faringeal Havayolu ile Bağlantılı Fonksiyonlar

Üst havayolu alınan havanın iletiminin yanısıra yutma ve yutkunma, konuşma gibi fonksiyonlarla da ilişkilidir.¹⁹ Havayolu yutmanın faringeal evresinde korunmalıdır. Bu hayati bir önem taşır. Yutma esnasında, yumuşak damağın arka kısmını yukarı kaldıran kas olan levatör veli palatini kasının kasılması ile besinlerin buruna kaçması engellenirken, epiglottisin de kapanması besinlerin aspirasyonunu engellemiş olur.²⁰

Ağızdan alınan besinler dilin itmesi ve konstriktör faringeal kasların sırayla kasılmaları sonucu özofagusun başlangıcına ulaşırlar. Üst özofageal sfinkter normalde kasılı şekilde kapalıdır ama suprahoid kasların larenksi çekmesi ile gevşer. Hyoid üstü kaslar larenksi yukarı çektiğinde üst özofageal sfinkter gevşer ve ardından tekrar kasılır.²⁰

2.1.3. Havayolu Açıklığının Azalması Sonucu Görülebilen Adaptasyonlar

Nazofaringeal bölgedeki dokuların çoğunluğu sabit olduğundan dolayı havayolundaki çeşitli değişikliklere uyumlu adaptasyon mekanizmalarının, orofaringeal bölgede ortaya çıktığı belirtilmiştir.²¹ Bu bölgede yerleşen dil, hyoid kemik ve posterior faringeal duvarlar hareketli dokulardır, bundan dolayı değişikliklere adapte olmalarının zor olmadığı vurgulanmıştır.²¹ Örneğin; adenid büyümesi havayolu genişliğini daraltan sebeplerden sık karşılaşılan bir durumdur.²² Adenoid büyümesinin uzun yüzlü çocuklarda, nazofarengal yükseklikleri daha az olduğundan daha kolay bir biçimde tıkanmaya sebep olduğu gösterilmiştir.²³ Bu şartlarda ağız solunumu gereksinimi oluşurak adaptasyonlar dil ve hyoid kemikte ortaya çıkacaktır. Büyüme gelişim döneminde hyoid kemiğin sagittal eksenindeki konumunun değişmediği görülmüştür.²⁴ İnfracaroid kasların kasılması ve stylohyoid ligamentin bulunması bu sabit konumun korunması açısından önemlidir.²⁵ Hyoidin ve dilin mandibulanın posterior rotasyonuna aynı senkronizasyonla eşlik edememesi, havayolunun azalması yönünde bir etki olmaması için ortaya çıkan bir adaptasyon olduğu düşünülmüştür.²⁶

2.1.4. Üst Havayolu ile Farklı İskeletsel Paternler Arasındaki İlişki

Zheng ve ark.²⁷ KIBT çalışmasında, havayolu morfolojisi ile sagittal yöndeki iskeletsel bozuklukların aralarındaki bağlantı incelenmiştir. İskeletsel Sınıf II anamolisi olan kişilerin üst havayolu kapasitesinin diğer bireylere göre daha düşük seviyede olduğu bildirilmiştir.

Oh ve ark.²⁸ KIBT verileri ile, sagittal eksenindeki iskeletsel anomali çeşitleri düşünülmüş üç sınıfta değerlendirdikleri 60 bireyin ortalama yaşları 11.79 olmak üzere, bu bireylerin üst havayolunun volümü ile inklınasyonunu incelemişlerdir. İskeletsel

sınıf II anomaliye sahip bireylerde üst havayolunun diğerlerine göre daha geride pozisyonlandığı ve daha düşük bir hacimde olduğu bulunmuştur.

Muto ve ark.²⁹ kafa kaidesine göre mandibulanın pozisyonununa göre retrognatik, normal ve prognatik olmak üzere bireyleri üç sınıfa bölmüşlerdir. Lateral sefalogramlar incelenerek faringeal bölgenin posterior duvarının uvula ile arasındaki en kısa uzaklık ve posterior farengeal duvarın dil kökü ile arasındaki en kısa uzaklık ölçülmüştür. İstatiksel olarak anlamlı olan bu ölçümler retrognatik alt çene grubunda en dar, prognatik alt çene grubundaysa en geniş olduğu şeklinde tespit edilmiştir.

Ceylan ve Oktay,³⁰ sefalometrik filmleri üzerinde yaptıkları araştırmada ANB açıları kullanılarak üç gruba (sınıf I, II, III) ayırdıkları hastaların nazofarengeal alan ve orofarengeal alan ölçümü yapılmıştır; orofarengeal alan ile ANB açısı arasında ters orantı bulunmuştur.

Tarkar ve ark.³¹ sınıf I iskeletsel yapıdaki, 18-32 yaş aralığındaki 90 kişiyi, büyüme modellerine göre horizontal, normal ve vertikal olarak gruplara ayırmışlar. Lateral sefalometrik filmler üzerinde; üst havayolunun genişliği, hyoid kemiğin konumunu ve dil postürünü değerlendirmişlerdir. Dikey büyüme modeline sahip bireylerde farengeal havayolu genişliği çok daha dar, dil ise çok daha yüksekte; yatay büyüme modeline sahip bireylerde ise hyoid kemiğin çok daha geride ve aşağıda pozisyonlandığı bulunmuştur.

Alves ve ark.³² 8-10 yaş grubu çocukları sınıf I ve sınıf II olarak gruplandırıp, havayolu ile ilişkili parametreleri incelemişler; alt çene gelişim geriliği olan çocukların havayolu alanı, havayolu hacminin diğer çocuklara göre dezavantajlı olduğunu tespit etmişlerdir.

Iwasaki ve ark.³³ iskeletsel sınıf I anomali ve iskeletsel sınıf III anomali şeklinde gruplandırılan çocuklar KIBT (konik ışınlı bilgisayarlı tomografi) görüntüleriyle

faringeal havayolunu inceledikleri arařtırmalarında; orofaringeal havayolunun geniřlięinin sınıf I anomaliye sahip çocuklara g re sınıf III  ocuklarda fazla olduęunu ve havayolunun geniřlięinin, sınıf III anomalinin řiddetiyle doęru orantılı iliřkilendirilmiřtir.

U ar ve ark.³⁴ yařları 10.3 ile 16.5 arasında deęiřiklik g steren sınıf I malokl zyona sahip bireyleri, b y me paternleri temel alınarak d ř k profil, normal ve y ksek profil řeklinde gruplamıřlardır ve havayolu boyutlarını lateral sefalogramlar incelenerek deęerlendirmiřlerdir. Yapılan bu arařtırmada, d ř k profile sahip sınıf I  ocuklarda nazofaringeal havayolu alanı y ksek profile sahip bireylere g re daha fazla bulunmuřtur.

B t n bu  alıřmaların sonu ları incelendięinde bazı farklılıklar g ze  arpmıřtır, farklılıkların sebepleri; havayolunun radyografik olarak g r nt lenmesi sırasındaki hastalardaki pozisyon farklılıkları, hastaların yař gruplarındaki farklılıklar, farklı g r nt leme teknikleri kullanılması ve kullanılan noktalarının deęiřkenlięi sayılabilir.  alıřmalar arasında farklılıklar olsa da havayolu hacmi ve minimal kesit alan arasındaki y ksek korelasyon bir ok  alıřmanın ortak sonucudur.⁷

Sonuc olarak,  enelerin sagittal y ndeki iliřkileri a ısından alt  ene gerilięi olan hastaların faringeal havayolu deęerlendirilmesinde  ok daha  zenli olunması gereklilięi vurgulanmıřtır.

2.1.5. Faringeal Havayolu Deęerlendirme Y ntemleri

Faringeal havayolu radyografik ve klinik olarak ayrı ayrı incelenmektedir.³⁵

2.1.5.1. Klinik Değerlendirme Yöntemleri

Pletismografi: Fizyolojik koşullarda inceleme yapılabilen, havayolu iletimi hakkında bilgi veren, girişimsel olmayan ve solunum yollarının fonksiyonel değerlendirilmesini sağlayan bir tekniktir.³⁶

Nazofaringoskopi: Patolojiler, tonsillerin pozisyonu ve yumuşak damağın incelenmesi amacıyla uygulanmaktadır. Müller manevrası uygulanan fiberoptik nazofaringoskopi (FPMM) kullanılarak faringeal havayolu incelenmesi genellikle OSAS hastalarında, radyasyona maruz kalmadan faringeal bölgedeki yapılar hasta uyanırken incelenebilmiştir.³⁷

FPMM'nin gözlemcinin subjektif değerlendirmesine bağlı olması ve kantitatif olmaması yeni arayışlara yol açmıştır. Böylece bilgisayar destekli Müller manevrası uygulanan fiberoptik faringoskopi (CFPMM) yöntemi geliştirilmiştir. CFPMM ile faringeal havayolu dinamiklerinin tespitinin yanında havayolundaki tıkanıklık bölgesini belirlemeyi ve ölçmeyi sağlamıştır.³⁸

Akustik refleksiyon: Havayolu boyunca gidip gelen ses dalgalarını kullanan bu teknik veri toplayarak maksimum daralma alanlarının ve havayolu hacminin hesaplanmasını sağlar.³⁹

SNORT (The simultaneous nasal and oral respirometric technique): Bir bilgisyara, hava basıncı dönüştürücüsüne, ampermetreye ve kayıt cihazına bağlanabilen; bireye özgü ağız ve burun kapakları olan yüz maskesidir. Burun ve ağızdan soluk alıp verme ile ilgili ölçümleri ve oranları hesaplanabilmektedir.³⁵

Rinoskopi: Kulak Burun Boğaz uzmanları burun ile solunumun yapıp yapılamadığını anterior ve posterior rinoskopi kullanarak tespit etmektedir.⁴⁰

Rhinomanometri: Rutin solunum esnasında burundaki hava iletimini ve basıncı ölçmeyi sağlar.⁴¹

2.1.5.2. Radyografik Değerlendirme Yöntemleri

Sefalometrik Havayolu Analizi: Bu analiz faringeal havayolu ile birlikte çevre dokuların incelenebildiği standart bir baş ve boyun lateral radyografisi ile yapılır.⁴² Üst havayolu analizi için en sık kullanılan yöntem olmasının nedenleri; kolay ulaşılabilir, tekrarlanabilir ve ekonomik olmasıdır.⁴³ Lateral sefalometri sayesinde adenoid hipertrofileri, faringeal havayolu tıkanıklıkları ve havayollarındaki daralmaların teşhisi için yardımcı olmaktadır. Alt çene geriliği olan bireylerde, hyoid kemik ve mandibula ile birlikte yumuşak dokuların ölçümleri de bu radyografi ile yapılabilir.⁴⁴

KIBT ile Üç Boyutlu Havayolu Analizi: Birden çok görüntü elde edebilmek için başın etrafında tam tur dönerek çalışan tarayıcı mevcuttur. Üç boyutlu görüntüler, detektör sayesinde elde edilen iki boyutlu görüntülerden bir yazılım kullanılarak oluşturulur. KIBT verileri kullanılarak; multiplanar rekonstrüksiyonlar, lateral sefalometrik görüntüler, panoramik görüntüler ve ortogonal projeksiyonlar oluşturulabilir.⁴⁵⁻⁴⁸

Manyetik Rezonans (MR) ile Havayolu Analizi: Kraniyofasiyal dokuların her ekseninde radyasyonsuz bir şekilde incelenebildiği ayrıca havayolundaki yağ dokusununda net olarak belirlenebildiği bir analizdir.⁴⁹ Dezavantajları; kalp pili olan hastalar, klostrofobisi olan hastalar ve kilo sınırı gibi her hastaya uygulanamıyor olmasıdır.⁴²

Floroskopi: Havayolunun incelenmesinde geçmiş dönemlerde kullanılıyordu ancak sonuçlarının güvenilir olmadığı belirtilmiştir.⁵⁰ Çoğunlukla havayolundaki yabancı maddelerin tespit edilmesi için faydalı bulunmuştur.⁵¹

2.2. Yapay Zeka Nedir?

Yapay zeka (AI), fizyolojik sınırlamalara gerek duymadan insan zekasını bilgisayar ortamına aktaran bir bilim ve mühendislik alanı olarak tanımlanabilir.⁵² Yapay zekanın kurucularından olan İngiliz matematikçi Alan Turing 1950 senesinde insanlardaki düşünme becerisini makinelere kazandırılmasının yollarını araştırmaya başladı. Makinenin bu beceriyi kazanıp kazanamayacağını belirlemek için Turing bir test önerdi. “Turing testi” olarak bilinen bu test yapay zekanın temelini oluşturuyor.⁵³ “Yapay zeka” terimi 1950’lerde ortaya çıktıktan sonra, “makine öğrenimi” terimi 1980’lerde belirtilmiş, ardından da “derin öğrenme” ve “yapay sinir ağları” terimleri belirtilmiştir (Şekil 2.1.).⁵⁴



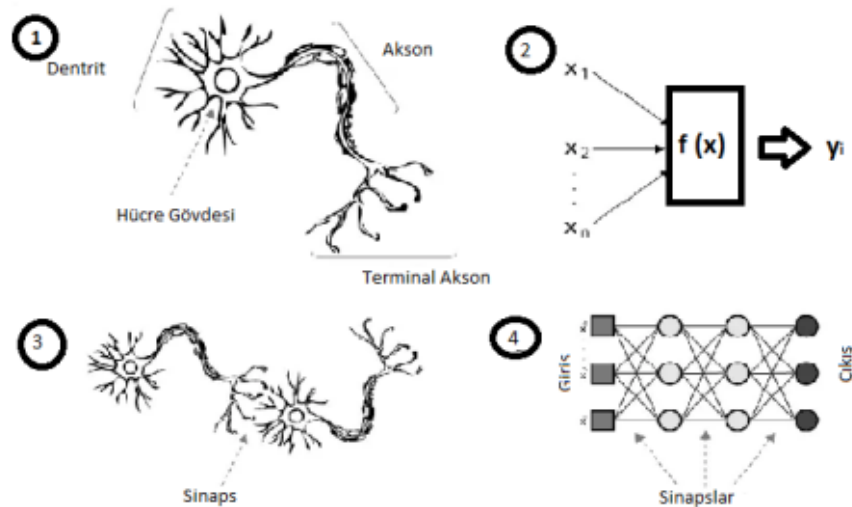
Şekil 2.1. Yapay zekanın temel kavramları ⁵⁴

2.2.1. Makine Öğrenmesi

Yapay zekanın en dikkate değer alt başlıklarından biri makine öğrenmesidir. Makine öğrenimi algoritmalar kullanılarak belli bir datadan destek alıp sonuçların öngörüsünde bulunmaya yarar. Bu kavramın amacı, insan fiili olmaksızın makinelerin doğrudan datalardan öğrenmesini sağlamaktır. Makine öğrenimi, arka arkaya dataları yükleyerek görüntüleri öğrenmesi, düzeltebilmesi ve sınıflandırmasını temel alır.⁵⁵

2.2.2. Yapay sinir ağları (artificial neural network-ANN)

Yapay sinir ağları son yıllardaki yayınları incelersek tıpta oldukça popüler bir tekniktir.⁵⁶ İnsanlardaki sinir sisteminden örnek alınan matematiksel araçlardır. Aynı paralellikte işlem uygulayabilen “nöronlar” ismi verilen yüksek oranda birbirine bağlı bilgisayarlardan meydana gelen ağlardan oluşurlar.⁵³ Yapay sinir ağlarının görevi, biyolojik beyin benzeri işleyen yapılar oluşturmaktır.⁵⁷ İnsan sinir hücresi ile yapay sinir ağları benzetmeleri Şekil 2.2.’de gösterilmiştir. İnsan Sinir sistemi yapıları ve yapay sinir sisteminde o yapılara denk gelenler ise Tablo 2.1’de verilmiştir.

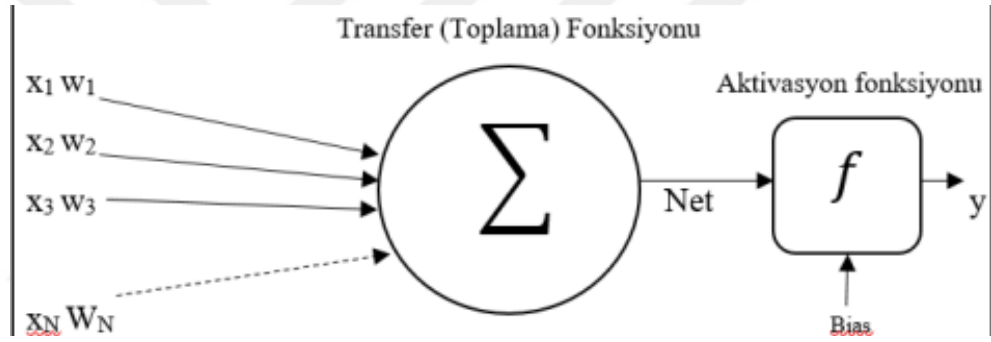


Şekil 2.2. Biyolojik sinir hücresi ve yapay sinir ağı⁵⁸

Tablo 2.1. Biyolojik sinir hücresi ve yapay sinir ağı terminolojisi ⁵⁸

Biyolojik Sinir Sistemi	Yapay Sinir Sistemi
Nöron	İşlemci Elemanı
Dentrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Transfer Fonksiyonu
Aksonlar	Yapay Nöron Çıkışı
Sinapslar	Ağırlıklar

Yapay Sinir Sistemi, birbirleriyle bağlantılı yapay nöronlardan meydana gelir. Tüm yapay nöronlar çoğunlukla veri toplamından destek alarak karar oluşturan karmaşık olmayan bir sınıflandırıcı yapı işler (Şekil 2.3.). Bu basit hesaplama elemanları çok sayıda birleşip bir YSA'yı meydana getirir. ⁵⁹



Şekil 2.3. Yapay sinir ağı modeli⁵⁸

Yapay sinir ağı nöronuna n sayıda data girişi olmaktadır($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$). Bu datalara karşılık olarak ağırlık değerleri ($w_1, w_2, w_3, \dots, w_N$) ağ üzerindeki etki değerlerdir. Tüm bu veriler ağırlık değerleri ile çarpılarak transfer fonksiyonu ile bir araya getirilerek bias değer de (b) eklendikten sonra aktivasyon fonksiyonundan geçirilmektedir.⁵⁸

Aktivasyon fonksiyonundan elde edilen değer çıkış değeri olacaktır. Bir yapay sinir hücresinin çok fazla veri girdisi olmasına rağmen bir adet çıktı değeri olur.⁶⁰

YSA biyolojik nöronun ve sinapsların yapısını öğrenerek hesaplama bölümünü modeller.⁵⁹ YSA'nın eğitimi ağırlıklı veri setleri içinde en uygun değeri bularak gerçekleşir.⁶¹

2.2.2.1. Yapay sinir ağlarının özellikleri

Yapay sinir ağları birden fazla özelliğe sahiptir.⁶² Paralellik, Öğrenme, Genelleme, Hata Toleransı ve Esneklik, Uyarlanabilirlik, Çok Sayıda Değişken ve Parametre Kullanma, Doğrusal Olmama, Hata Toleransı ve Esneklik, Eksik Verilerle Çalışma

Yapay Sinir Ağları uygulamaları çoğunlukla veri ilişkilendirme, veri filtreleme, veri yorumlama sınıflandırma ve tahmin gibi işlemlerde uygulanmaktadır.

Veri İlişkilendirme: Veri ilişkilendirmek için kullanılan yapay sinir ağları, bilgileri öğrendikçe eksikleri tamamlar.

Veri Yorumlama: Buradaki yapay sinir ağları, verileri çözer. Yeni bir olayın yorumlanması için elde edilen ve eğitim ile öğrenilen bilgileri kullanırlar.

Veri Filtreleme: Buradaki yapay sinir ağları, en uygun olan veriyi diğer verilerden ayırarak seçer.

Tahmin: Buradaki yapay sinir ağları, giren verilerden, çıktıyı tahmin eder.

Sınıflandırma: Buradaki yapay sinir ağları, giren verileri sınıflarlar.⁶³

2.2.2.2. Yapay sinir ağı modelleri

Yapay sinir ağlarını ileri beslemeli YSA, geri beslemeli YSA, tek katmanlı algılayıcılar ve çok katmanlı algılayıcılar olmak üzere dört grupta inceleyebiliriz.

İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

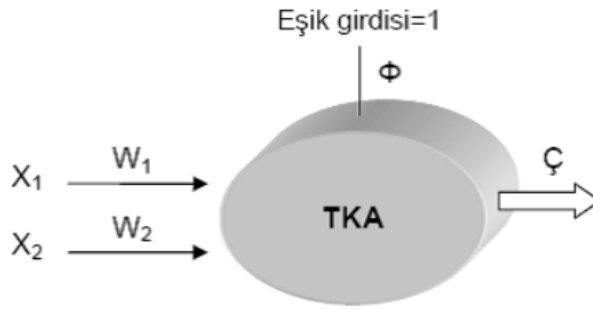
Bu ağlarda sinyal iletiminde aynı katmandaki nöronlar arasında bağlantı kurulamazken, katmanlar arası iletim, bir katmandaki nöronlardan bir sonraki katmandaki nöronlara doğru yapılır.⁶⁴

Geri beslemeli Yapay Sinir Ağları

Bu ağlarda ise, sinyal iletimi ileri ve geri olmak üzere her iki yönde yapılabilir. Bir çıkış sinyali, giriş ve çıkış değerlerini dinamik bir biçimde kontrol eder. YSA'nın uygun davranışı için amaca uygun şekilde eğitilmesi gerekir. YSA, problem aracılığı ile edindiği eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir. Seçilmiş bir problemi çözmek için eğitilen YSA, problemde değişiklikler olduğunda tekrar eğitilebilir.⁶⁴

Tek katmanlı algılayıcılar

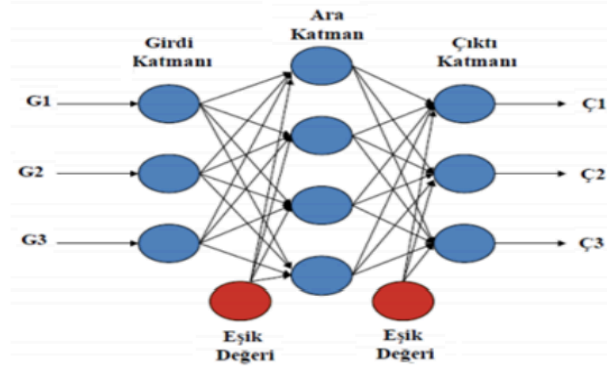
Yalnızca girdi ve çıktıdan oluşan bu ağlarda çıktı fonksiyonu doğrusal olup -1 ya da 1 değerlerini almaktadır.⁶⁰ Tek katmanlı algılayıcı modeli Şekil 2.4.'te gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Tek katmanlı algılayıcı modeli⁶²

Çok katmanlı Algılayıcılar

Bu ağlar, birçok nöronun birbirine bağlandığı ve yapı olarak doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonu olan ağlardır (Şekil 2.5.).⁶²



Şekil 2.5. Çok

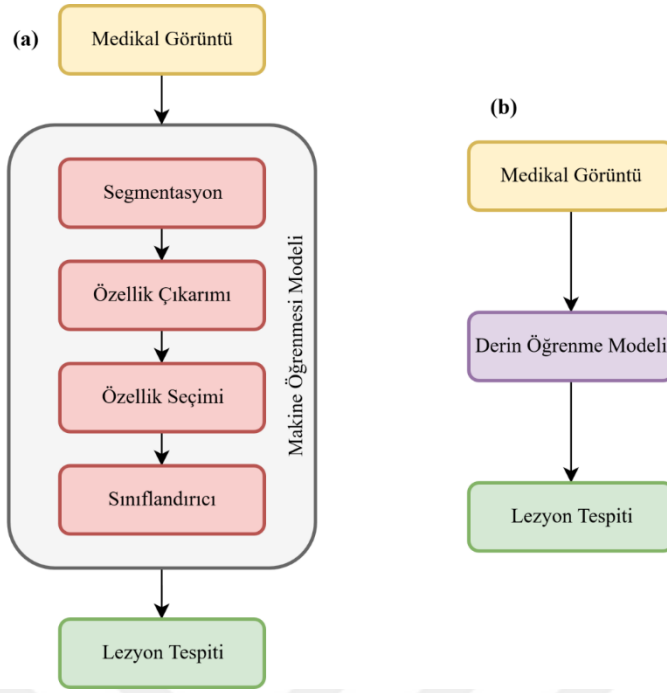
katmanlı algılayıcı modeli⁶²

2.2.3. Derin öğrenme ve Derin Evrişimli Sinir Ağları

Derin sinir ağında farklı hesaplama katmanları kullanarak girdi verilerini analiz eden derin öğrenme, makine öğreniminin bir parçasıdır. Öğrenmeyi daha iyi yapmak amacıyla kalıpları otomatik bir şekilde sunan sinir ağı oluşturmak derin öğrenmenin amacıdır.⁵⁴

Derin öğrenme ağları giriş bilgisi şeklinde bölümlere ayrılan objelerden hesaplanan özellikler değil, direkt olarak görüntülerde olan piksel değerlerini işlerler.

Makine öğrenmesinin aksine, uygulanan eğitim neticesinde, yalnızca işlenmemiş datayı işleyerek çıkarım yapabilir. Çoğunlukla karmaşık olan nesneler sebebiyle ortaya çıkan özellik hesaplama hataları ile segmentasyonun sebep olduğu yanlışları engelleyebilmektedir (Şekil 2.6.).⁶⁵



Şekil 2.6. a) Makine öğrenmesi ve b) derin öğrenme⁶⁵

Yapay zekanın yeni bir alt grubu olan derin öğrenmedir. Girdiler ile çıktılar arasındaki ANN, katmanların sayısı açısından diğer ANN'lerden farklıdır. Katmanları kullanarak girdilerden data alır.^{59, 66} Derin DCNN ismi bu çok sayıda katmandan meydana gelen ağlara verilmektedir (Şekil 2.7). Temel olarak çok daha karmaşık ve büyük görüntüleri işlemek amacıyla kullanılan bu yapılar katmanlarından birçok özelliği çıkarabilir.⁶⁷ Bu katmanlar tıp alanı ile ilişkili görüntülerde; hastalıkların tanımlanması, teşhis edilip sınıflanması gibi görevleri yapabileceklerdir.⁵⁸



Şekil 2.7. DCNN mimarisi⁶⁸

2.2.4. Evrişimli Sinir Ağı Katmanları

2.2.4.1. Giriş Katmanı

DCNN'ye ham hâlde iletilen giriş görüntüsünü göstermektedir.⁵⁸

2.2.4.2. Evrişim Katmanı

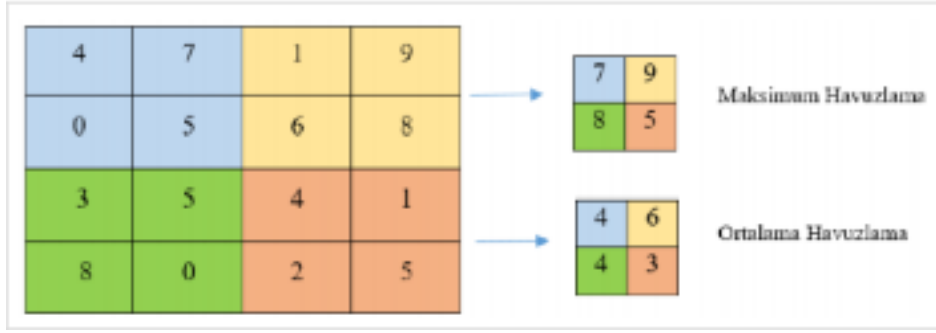
Bir evrişim katmanı, birçok özellik dedektörüne cevap şeklinde özellik haritaları elde eder ve girdiyi ilişkili nitelikleri çıkararak yoğunlaştırır. İlk evrişim katmanında, kenarlar gibi temel nitelikler nöronlar aracılığı ile filtrelendir. Evrişim katmanlarında alınan görüntülerin daha büyük bir hâlini elde etmek için nöronlar dataları bir araya getirmeyi öğrenirler, bundan dolayı yüksek dereceli bir belirleme sağlanır (Şekil 2.8).⁶⁹



Şekil 2.8. Evrişim işlemi⁶⁹

2.2.4.3. Havuzlama Katmanı

Havuzlama veya alt örnekleme, genel havuz yapma, örtüşen havuz yapma vb. gibi farklı işlem sınıflarını kapsar. Çoğunlukla birden çok evrişim katmanı arasında bulunur. Bu katman, CNN'lere yardımcı olur. Evrişim katmanında ortaya çıkan birçok verinin özetlenmesi yapılmaktadır. Verinin özetlenmesi ile veri boyutuda azaltılmış olur ve hesaplamalar daha kolay yapılabilir (Şekil 2.9.).⁶⁹



Şekil 2.9. Havuzlama işlemi⁶⁹

2.2.4.4. Tam bağlı katman

Bu katmandan önce ortaya çıkan tüm katmanın alanları ile ilişkilidir, bundan dolayı bu isim verilmiştir.⁷⁰

2.2.4.5. Sınıflandırma Katmanı

Sınıflandırma katmanı, derin öğrenme işlemlerinin sınıflandırmasının yapıldığı katmandır. Sınıflandırma işlemi uygulanacak olgu sayısına katmandaki çıkış değeri eşittir.⁷⁰

2.2.5. Evrimsel Sinir Ağlarının Eğitilmesi

Başlangıç olarak sinir ağı modeli yapılır. Bu modelde sınıflandırma katmanı, havuzlama katman sayısı, konvolüsyon katman sayısı ve tam bağlı katman sayısı belirlenir. İkinci olarak model yapılır ardından başlangıç değişkenleri belirlenir. Genel olarak başlangıç değişkenleri adım kayma sayısı, filtre boyutları ve filtre sayısı şeklinde sayılabilir. Üçüncü aşamada yapılan modele eğitim grubundan bir görüntü verilir. Bu görüntü kullanılarak sonuç oluşturmak için ağ üzerindeki katmanlardan geçirilir. Bu aşamaya ileri besleme ismi verilir. Bu evrede gösterilen katmanlarda tüm filtrelerin ağırlıkları ve görüntüde olan piksel değerleri çarpılarak ondan sonraki katmana iletilir.

Tahmin edilen sonuçlar ile ortaya çıkan sonuçların farkı belirtilerek hata değerine ulaşılır ve bu değer ağı üzerindeki tüm ağırlıklara iletilir.⁷⁰

2.2.6. Aktivasyon Fonksiyonu

Sinir ağı modellerinde girdi verileri ve ağırlık değerleri çarpılır ardından aktivasyon aşamasından geçirilerek bir çıktı değerine ulaşılır. Sinir ağıla modellerinde doğrusal şekilleri doğrusal olmayan şekillere aktivasyon fonksiyonları dönüştürür.⁷¹

2.2.7. Transfer Öğrenme

Sinir ağıları öğreniminde en önemli sorun datanın yetersiz olmasıdır. Transfer öğrenme sorunuyla ilişkili olarak geçmişte eğitilmiş bir CNN modelinin sınıflarını sorunlarını esas alarak değişiklik yapar ve hedef veri grubunda hassas ayarlı verilerin iletiminin öğrenilmesine yardımcı olur. Buradaki DCNN modellerine, VGGNet, ResNet, AlexNet ve GoogleNet yapıları örnek verilebilir.⁷¹

2.2.8. Diş hekimliğinde yapay zeka ve kullanım alanları

Yapay zeka, asıl olarak diş hekimliğinde, kaliteli teşhis ve beraberindeki diş tedavilerinde en iyi ve standardı tekrarlanabilir sonuçların kazanılmasında yardımcı olmuştur.

Diş hekimlerinin doğru tedavilere karar vermek ve doğru teşhis için kazandıkları tüm birikimleri kullanmaları gerekmektedir. Ek olarak, klinikte doğru karar vermek için gereksinime göre prognozu tahmin etmeleri gerekmektedir. Fakat diş hekimleri her zaman ihtiyacı olan bilgiye sahip olamadığı için doğru kararlar alıp doğru tedavi planı yürütmek için AI uygulamalarına ihtiyaç duyabilirler.⁵⁴

2.2.8.1 Ortodonti Alanında Yapay Zeka

Yapay zeka, diş hekimliği anabilim dallarından ortodonti dalında ilerlemeler göstermektedir. Yapay zeka ortodonti alanında; teşhis ve tedavi uygulamalarında, lateral ve frontal sefalogramlarda noktaların belirlenmesinde, tedavi sonrası sert ve yumuşak doku tahminlerinde, malokluzyonların sınıflandırmasında, hastanın iskeletsel maturasyonun belirlenmesinde ve ortognatik cerrahi vakaları gibi birçok alanda kullanılabilmektedir.

Xie ve ark.⁷² AI ile çeşitli maloklüzyona sahip hastaların çekime ihtiyacı olup olmadığını %80 başarı ile doğru bir şekilde belirlediğini bulmuşlardır.

AI ile ortognatik cerrahi ihtiyacının belirlenmesi ve ortognatik cerrahi planlanması evresinde başarılı sonuçlar bulmuşlardır.⁷³

Yu ve ark.⁷⁴ lateral sefalogramlarla sağlam bir iskeletsel teşhis sistemi oluşturmayı amaçlamışlardır. Sunulan sistemin vertikal ve sagittal iskelet tanı için %90 doğruluk, duyarlılık ve özgünlük gösterdiğini belirtmişlerdir.

Kök ve ark.⁷², sefalogramlarda tanımlanmış servikal vertebra aşamalarını yapay zeka modeli ile inceleyerek iskeletsel maturasyon dönemini belirlemişlerdir. Yapay zeka modelinin, iskeletsel büyüme gelişimin belirlenmesi gereken bütün bilim dallarında tanı amaçlı uygulanabileceğini bu sayede daha objektif kararlar alınabileceğini bildirmişlerdir.

3. MATERİYAL ve METOT

3.1. Hasta Seçimi

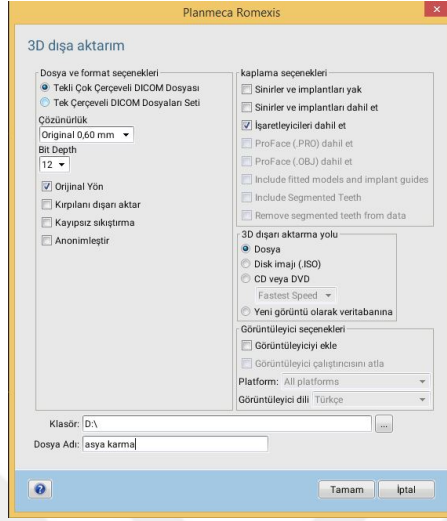
Bu çalışmanın materyali için Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Ortodonti Anabilim Dalına ortodontik tedavi amacıyla başvuran hastalardan alınan ultra düşük doz KIBT verilerinden oluşturulan sefalogramlar kullanıldı. Veri kümesi Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Ortodonti Anabilim Dalı arşivinden Ocak 2013-Mart 2022 tarihleri arasında alınmış herhangi bir travma sebebiyle yüz deformitesi veya kraniyofasiyal sendromu olmayan 1040 hastanın KIBT görüntülerinden meydana gelmektedir. Görüntü kalitesini bozan radyografik görüntüleri bulunan (Görüntüleme esnasında meydana gelen pozisyon hataları sebebiyle artefaktlar, metal artefaktı vb.), hastaların radyografları çalışmaya dâhil edilmedi.

Çalışma protokolü Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Komitesi tarafından onaylandı (karar tarihi ve numarası: 26.07.2022/19). Çalışma Helsinki Bildirgesi' nin ilkelerine göre yapıldı.

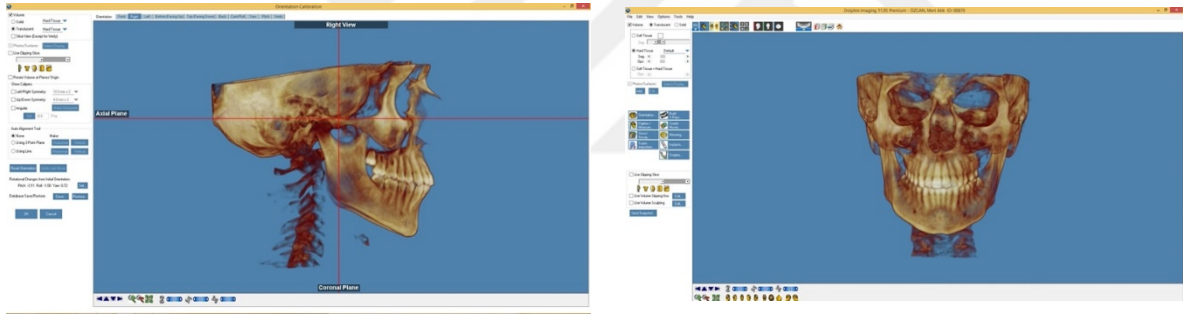
3.2. Sefalometrik Radyograf Veri Setinin Oluşturulması

Ortodonti arşivindeki bütün görüntüler aynı KIBT cihazı (Promax 3D Mid; Planmeca, Helsinki, Finlandiya) ile elde edildi (Şekil 3.1.). Görüntüleme parametreleri: tüp voltajı 94 kVp, X-ışını tüp akımı 14 mA (miliamper), 360° dönme, tarama süresi 27 sn ve voksel boyutu 0.600 mm'dir. KIBT görüntüleri Digital Imaging and Communication in Medicine (DICOM) dosyaları şeklinde kaydedildi. Çalışmada 1040 hastanın KIBT görüntülerinden kaydedilmiş DICOM dosyalarından Dolphin Imaging 11.95 software (Dolphin Imaging and Management Solutions, Chatsworth, Calif) yazılımı kullanılarak baş pozisyonu Frankfort Horizontal düzlemi yere paralel olacak şekilde ayarlanıp daha sonrasında sefalometrik radyograflar oluşturuldu (Şekil 3.1.).

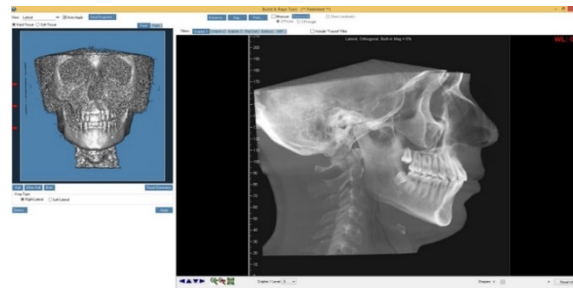
Oluşturulan sefalometrik radyograflar CranioCatch etiketleme yazılımına (Eskişehir, Türkiye) yüklenerek proje oluşturuldu (Şekil 3.3.).



Şekil 3.1. KIBT görüntüsünün dışı aktarımı



Şekil 3.2. Baş pozisyonunun ayarlanması

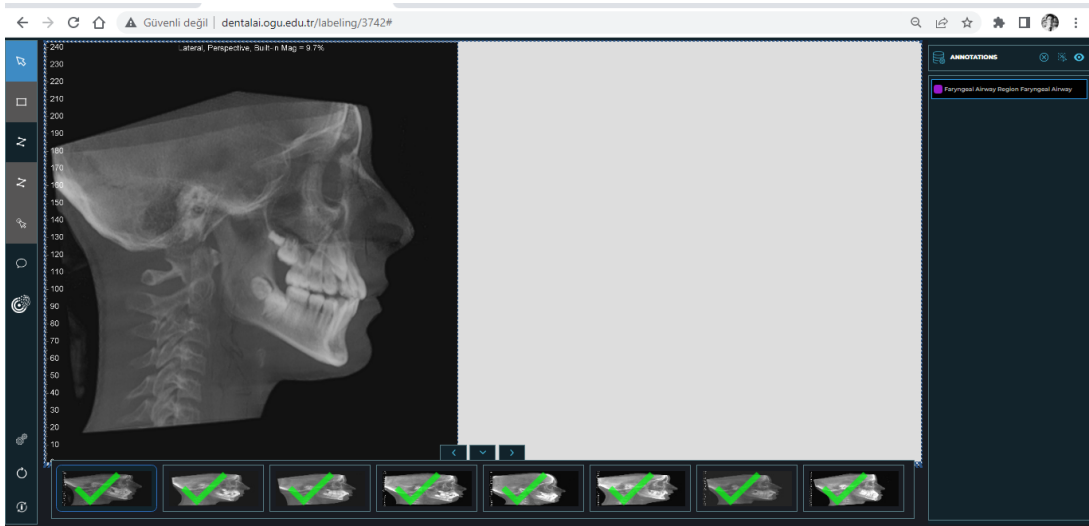


Şekil 3.3. DolphinImaging programında sefalometrik radyograf oluşturulması

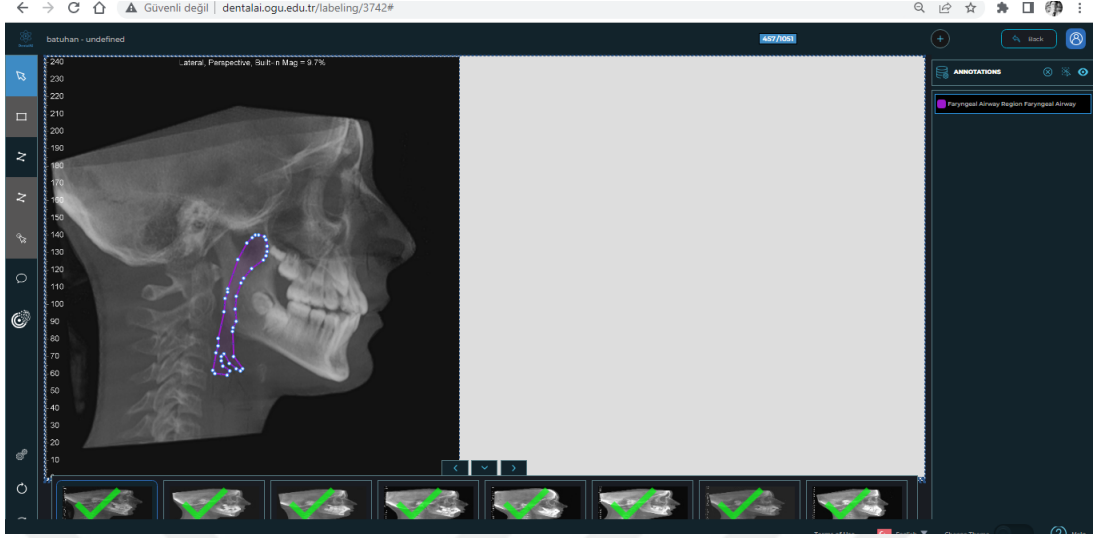
3.3. Görüntü Değerlendirilmesi

Bir görüntüdeki alanların tanımlanması ve tanımlanan bölgenin hangi bölgeye ait olduğunu belirleyen işleme etiketleme denir. Bin kırk hastanın konik ışınlı bilgisayarlı tomografi görüntülerinden elde edilen sefalometrik filmler Cranio Catch programında proje oluşturmak üzere yüklendi (Şekil 3. 4.). Lateral sefalometrik filmler üzerinde faringeal havayolunun etiketlenmesi; 4 yıllık deneyime sahip bir ortodonti araştırma görevlisi ile 11 yıllık deneyime sahip ortodonti uzmanı tarafından CranioCatch (Eskişehir, Türkiye) yazılımı kullanılarak Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Dış Hekimliği Fakültesi Dental AI Laboratuvarı'nda bulunan Precision 3640 Tower CTO BASE workstation (Intel(R) Xeon(R) W-1250P (6 çekirdek, 12 M önbellek, temel işlemci frekansı 4.1 GHz, Maks Turbo Frekansı 4.8 GHz) DDR4-2666, 64 GB DDR4 (4 X16GB) 2666 MHz UDIMM ECC Hafıza kapasitesi, 256 GB SSD SATA, Nvidia Quadro P620, 2 GB) (Dell, Texas, ABD) ve 27", 1920 x 1080 piksel IPS LCD monitör (Dell, Texas, ABD) kullanılarak yapıldı (Şekil 3. 5.).

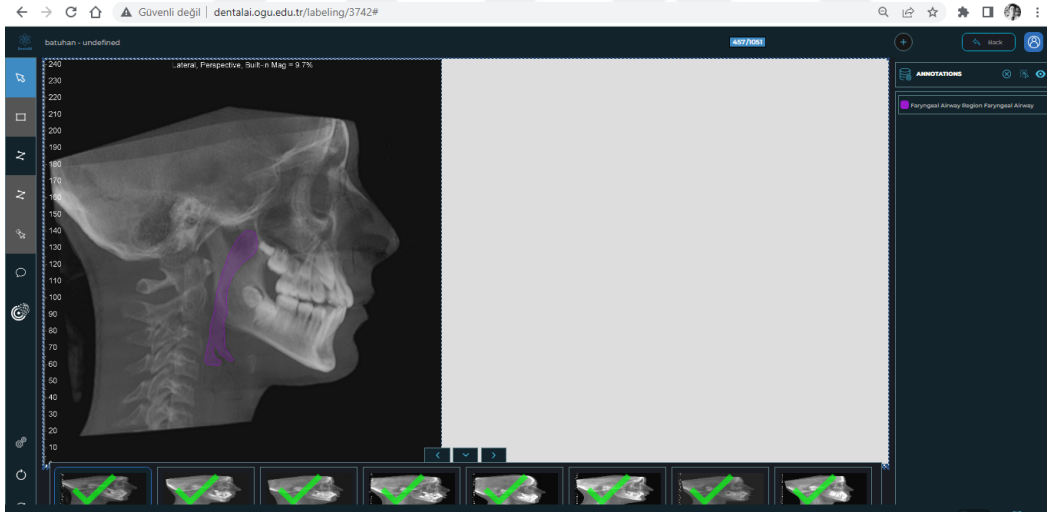
Etiketleme lateral sefalometrik filmler üzerinde faringeal havayolunun dış sınırları, üstte pterygomaxiller fissürün üst noktası altta epiglotisin tabanı ve yanlarda faringeal havayolunun duvarları referans alınarak⁷⁵ serbest çizim tekniği(poligon yöntemi) ile çizilmiştir (Şekil 3.6.).



Şekil 3.4. Sefalometrik radyografların programa yüklenmesi



Şekil 3.5. Faringeal havayolunun poligonal tarzda etiketlenmesi



Şekil 3.6. Etiketlenen havayolunun görüntüsü

3.4. Derin Öğrenme Mimarisi

Mimari, Pytorch kütüphanesindeki transfer öğrenme yöntemleriyle oluşturuldu. Faringeal havayolunun tespiti için transfer eğitim tekniği ile öncesinde Yolov5, You

Only Look Once (YOLO) bilgisayarlı görüntü modellerinin arasından Yolov5x Segmentation modeli ile 500 epoch eğitilmiştir.

3.4.1. Model Geliştirilmesi

Bu süreç, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Dental-AI Laboratuvarı'nda Precision 3640 Tower CTO BASE iş istasyonu Intel(R) Xeon(R) W-1250P (6 çekirdekli, 12 M önbellek) içeren bilgisayar materyali üzerinde uygulanmıştır. Çekirdek işlemci frekansı 4,1 GHz, Maks Turbo Frekansı 4,8 GHz) DDR4-2666, 64 GB DDR4 (4 X16 GB) 2666 MHz UDIMM ECC bellek kapasitesi, 256 GB SSD SATA, Nvidia Quadro P620, 2 GB) ve NVIDIA Tesla V100 grafik kartı (Dell, Texas, ABD) ve 27", 1920 x 1080 piksel IPS LCD monitör (Dell, Tex, ABD). Python açık kaynaklı programlama dili (v.3.6.1; Python Software Foundation, Wilmington, Del, ABD) ve Pytorch model geliştirme için uygulanmıştır.

3.4.2. Eğitim Aşaması

1040 görüntü ve 1040 etiket karışık olarak yüklemiştir. Görüntüler 640 x 640 olmak üzere tekrar boyutlandırılmıştır. Veri grupları eğitim, test ve doğrulama olmak üzere 3 ayrı gruba ayrılmıştır.

Sefalometrik filmler bir ön eğitime alınmaksızın doğrudan DL yapılarının eğitimi ve testi için kullanılmıştır.

Eğitim veri seti: Model eğitiminin olması için gereken veri setini oluşturmaktadır.⁷⁶

Doğrulama veri seti: Modelin görmemesi gereken örnekleri oluşturan ve model eğitiminde bağımsız olan settir.⁷⁶

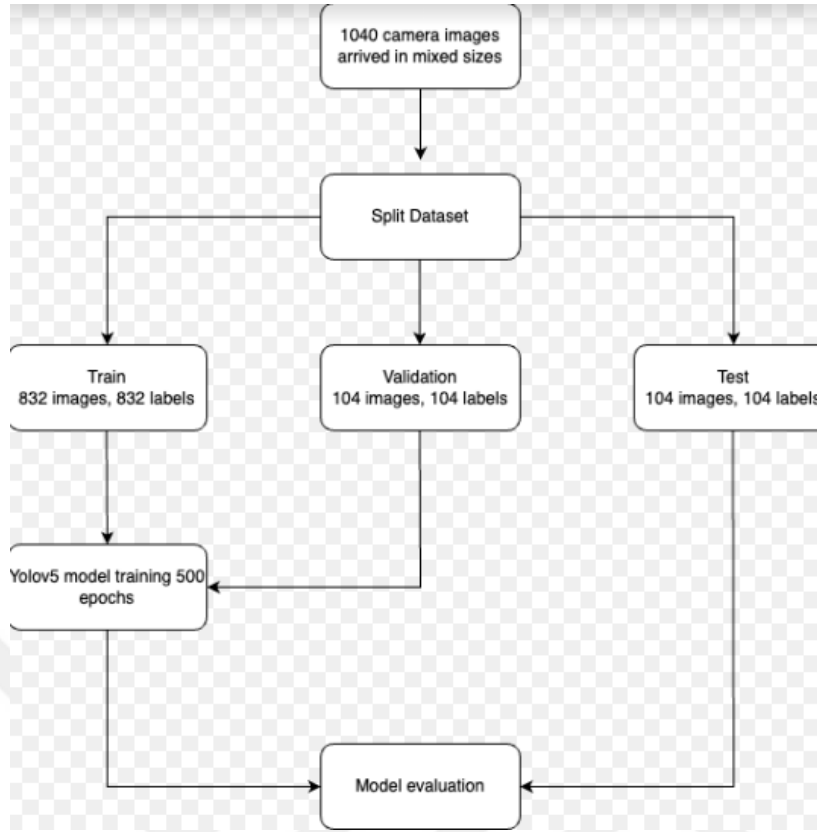
Test veri seti: Eğitim ve doğrulama verileri ile eğitilen modelin testinin uygulandığı veri setini oluşturmaktadır.

CNN algoritması ağırlık faktörlerini oluşturmak ve tahmin etmek amacıyla doğrulama ve eğitim veri setleri kullanılmıştır. Modellerin başarımları test veri seti kullanılarak incelenmiştir. Veri setleri %80'i eğitim, %10'u test, %10'u da doğrulama veri seti olarak sınıflandırılmıştır (Tablo 3.1.).

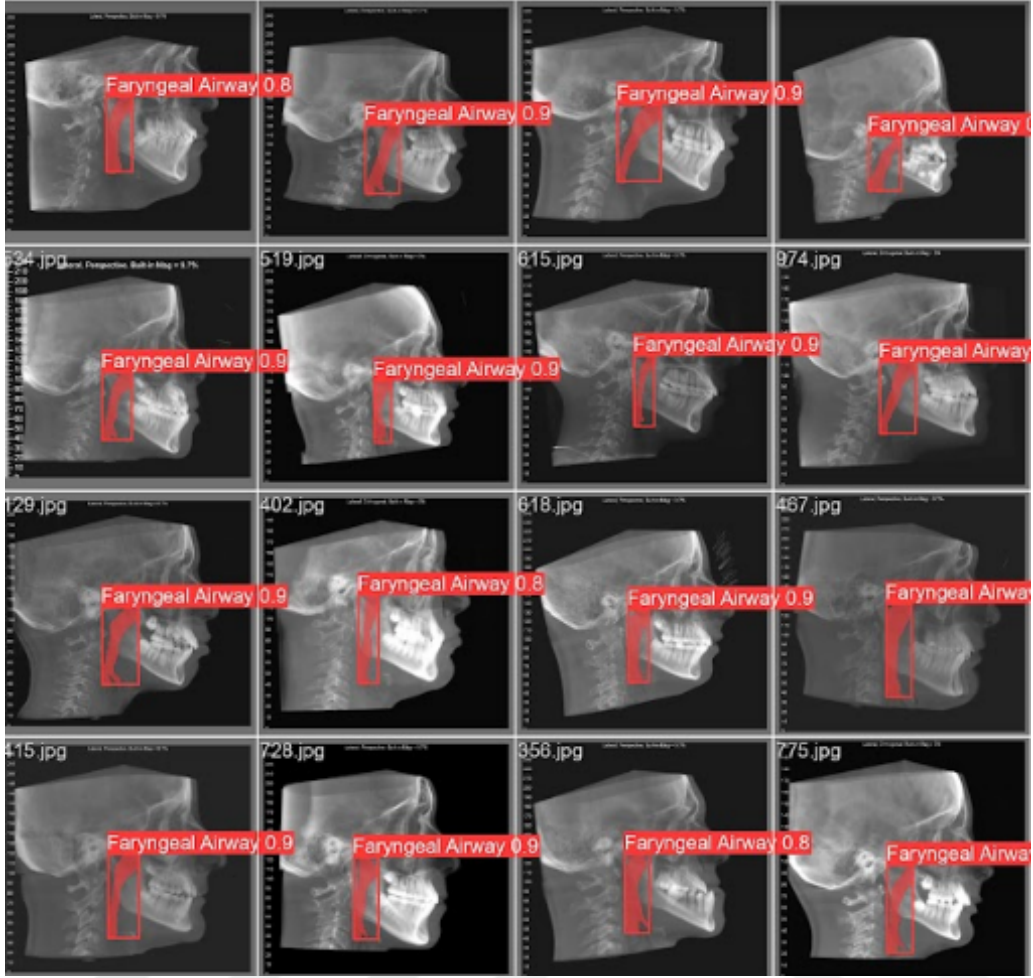
Tablo 3.1. Veri setleri

EĞİTİM:	832 görüntü	832 etiket
DOĞRULAMA:	104 görüntü	104 etiket
TEST:	104 görüntü	104 etiket

Test veri setinden üretilen veriler yeniden kullanılmamıştır. AI modelinin eğitimi, Yolov5 Segmentation Yolov5x modeli ile 500 epoch kullanılarak yapıldı. Modelin öğrenme oranı 0.01 olarak belirlenmiştir (Şekil 3.7.). Faringeal havayolu yapay zeka programı test aşamaları Şekil 3.8.' de gösterilmiştir.



Şekil 3.7. Gerçekleştirilen faringeal havayolu tespit modelinin gelişim aşamalarının diyagramı



Şekil 3.8. Faringeal havayolu yapay zeka programı test aşamaları

4. BULGULAR

Çalışmamızda derin öğrenme modelinin, konik ışınli bilgisayarlı tomografi görüntülerinden elde edilen lateral sefalometrik radyograflar üzerinde faringeal havayolunun tespitinin başarısı araştırılmıştır.

Sunulan AI sistemi (CranioCatch, Eskişehir, Türkiye) bir lateral sefalometrik radyografide faringeal havayolunun total alanını saptayabilir.

Derin öğrenme modellerinin faringeal havayolu tespiti için hesaplanan duyarlılık, kesinlik ve F1 skorları tablo 4.1.'de gösterilmiştir. Duyarlılık, kesinlik ve F1 skorları sırasıyla 1, 0.9903846154, 0.9951690821 şeklindedir.

Tablo 4.1. Faringeal havayolu için duyarlılık, kesinlik ve F1 skoru performans ölçüm değerleri

DUYARLILIK:	1
KESİNLİK:	0.9903846154
F1 SKORU:	0.9951690821

4.1. ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) Eğrisi Grafikleri ve AUC (Area Under Curve)

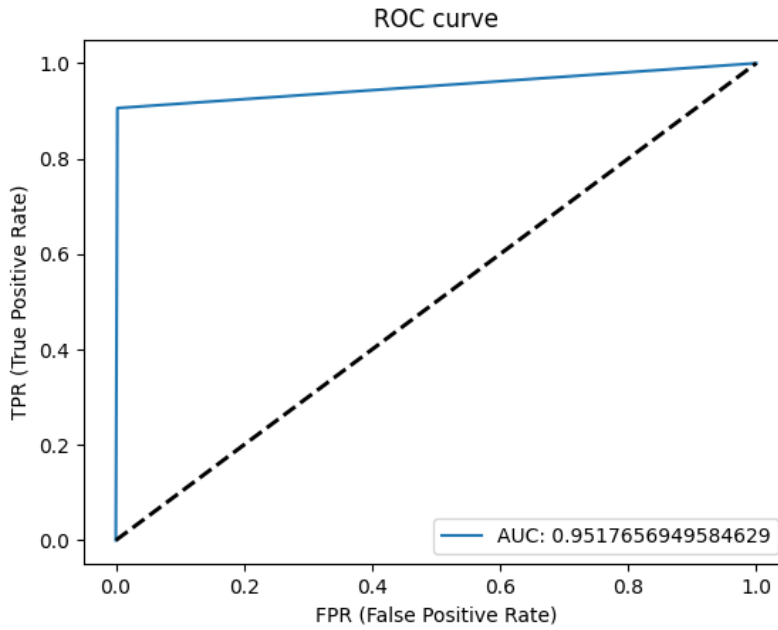
ROC eğrisi ve AUC değerleri, başarı değerlendirme ölçümü için hesaplanarak modellerin faringeal havayolu tespitinde gösterdikleri performansların kıyaslanması yapılmıştır. ROC eğrisi matematiksel olarak doğru pozitif oranının (TPR), yanlış pozitif oranına (FPR) bölümü şeklinde hesaplanan bir performans ölçümüdür. FPR ve TPR

ölçütlerinin formülleri Şekil 4.1.'de sunulmuştur.⁷⁷ ROC eğrisinin amacı üst sol köşede, (0,1) noktasında bulunmasıdır. Bu noktada FP değeri ve FPR değeri sıfırdır. Testin genel olarak doğruluk derecesi ROC eğrisi üst sol bölgeye yaklaşınca yükselir.^{78, 79}

$$\text{TPR: } \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{FPR: } \frac{FP}{FP+TN}$$

Şekil 4.1. TPR ve FPR değerlerinin formülleri⁷⁷

Derin Öğrenme mimarisinin faringeal havayolu tespiti için ROC eğrileri aşağıdaki şekilde sunulmuştur (Şekil 4.2.)

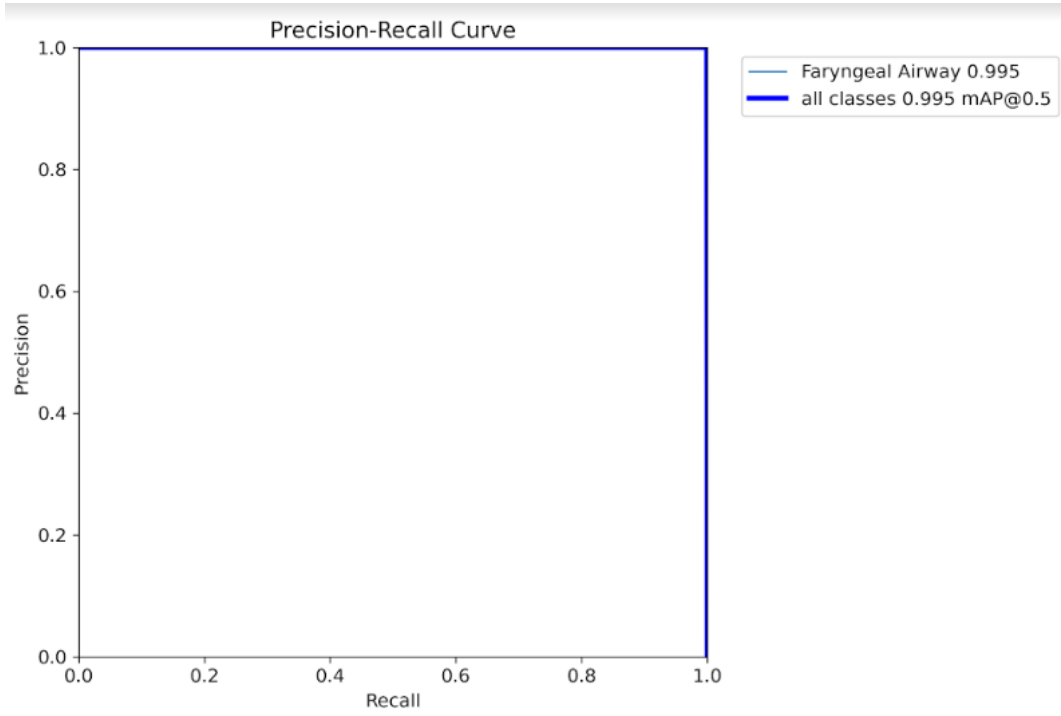


Şekil 4.2. Faringeal havayolu tespit için ROC eğrisi

4.2. Precision (Kesinlik) -Recall (Hassasiyet) Eğrisi (PR Eğrisi)

Hassasiyet-kesinlik grafiğindeki x eksenile ROC eğrisindeki y eksenini TPR (Recall-Duyarlılık) anlamına gelir. Bundan dolayı grafikler birbirine benzer biçimde oluşur. Kesinlik-Hassasiyet (PR) grafiği oldukça mühim olan pozitif grubun

performansını değerlendirmektedir. PR eğrisinin hedefi sağ üst köşede (1,1) bulunmaktır. (1,1) noktası bütün pozitif değerleri pozitif şeklinde gruplandırıldığını gösterir ve böylece doğruluk oranı artar.¹⁵⁸ Bu çalışmada kullanılan modelde faringeal havayolu tespiti için olan PR eğrilerine bakıldığında sağ-üst köşeye yaklaşık olduğu görülmüştür (Şekil 4.3.).



Şekil 4.3. Faringeal havayolu tespiti için Precision-Recall eğrisi

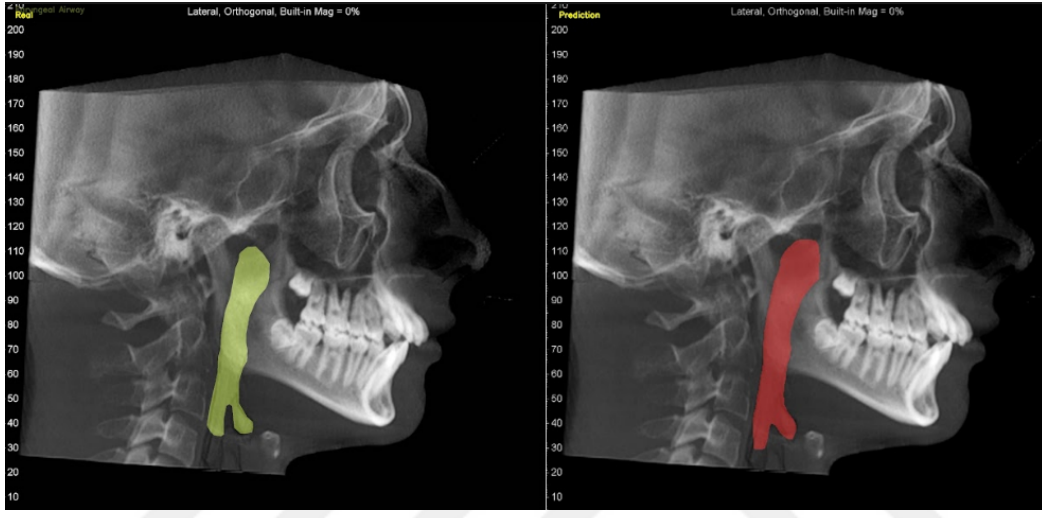
4.3. Derin Öğrenme Mimarisinde Yapılan Analizler

Yapılan genel analize göre Faringeal havayolunun yapay zeka programındaki testlerinde 104 testten 103 doğru, 1 yanlış tahmin söz konusu olmuştur. Yanlış bulunan 1 görüntüde program orjinal etiketin boyutundan çok daha fazla büyük bir alanı çizmiştir. Bulunamayan etiket olmamıştır. Model genel olarak başarılıdır. Bulgular tablo 4.2 de gösterilmiştir.

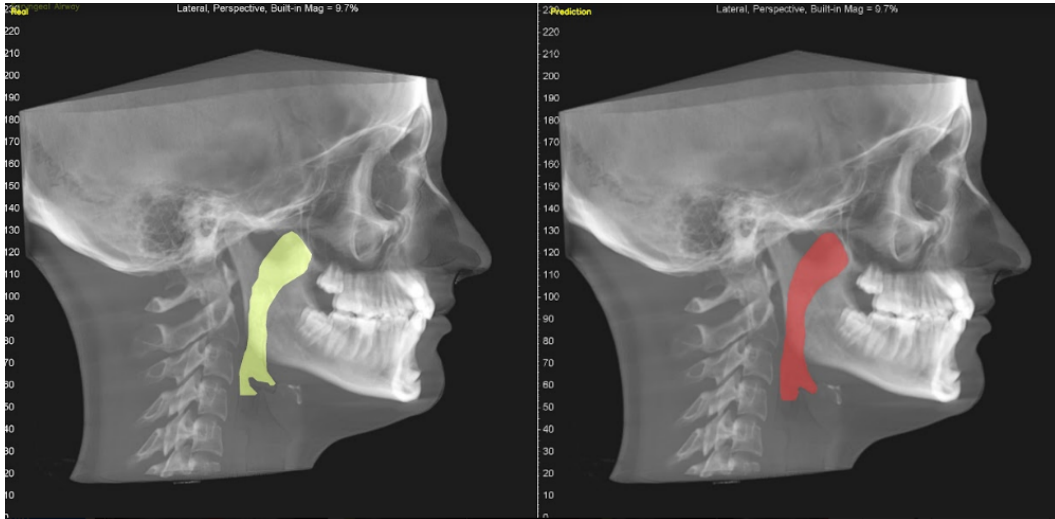
Tablo 4.2. Model eğitimi sonucu ulaşılan bulgular

Model İsmi	Faryngeal Airway
Eğitim Görüntü Sayısı	832
Eğitim Etiket Sayısı	832
Test Görüntü Sayısı	104
Test Etiket Sayısı	104
Validation Görüntü Sayısı	104
Validation Etiket sayısı	104
IoU Thresold: %50 için Doğru Bulunan(TP)	103
IoU Thresold: %50 için Yanlış Bulunan(FP)	1
IoU Thresold: %50 için Bulunamayan(FN)	0
Sensitivity (TP / (TP + FN))	1
Precision (TP / (TP + FP))	0,9903846154
F1 Score (2TP / (2TP + FP + FN))	0,9951690821
Epoch	500
Learning Rate	0.01
Model	Yolov5

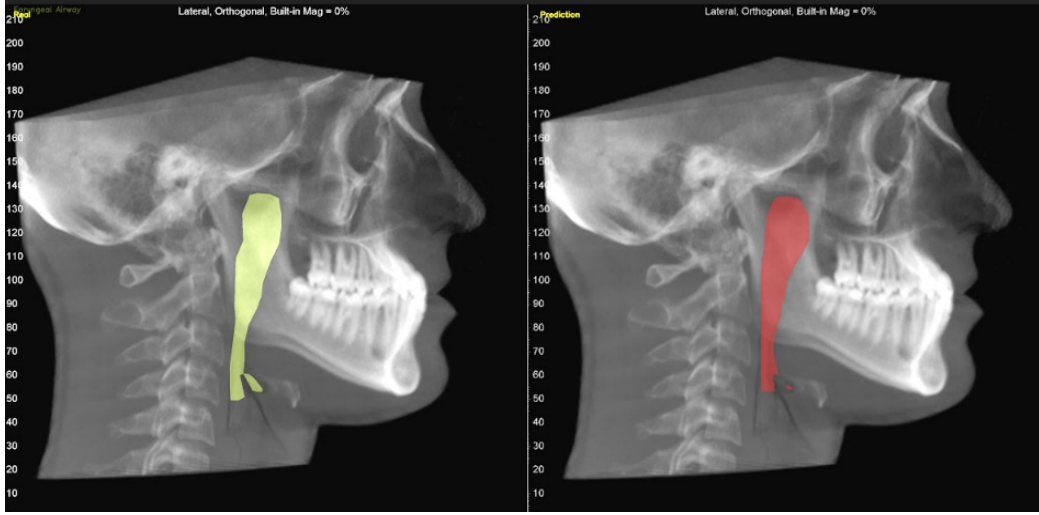
Faringeal havayolunun lateral sefalometrik radyograflardaki gerek grntleri ve yapay zeka programı tahmin grntleri Őekil (4.4. 4.5. 4.6. 4.7. ve 4.8.)’ de gsterilmiřtir.



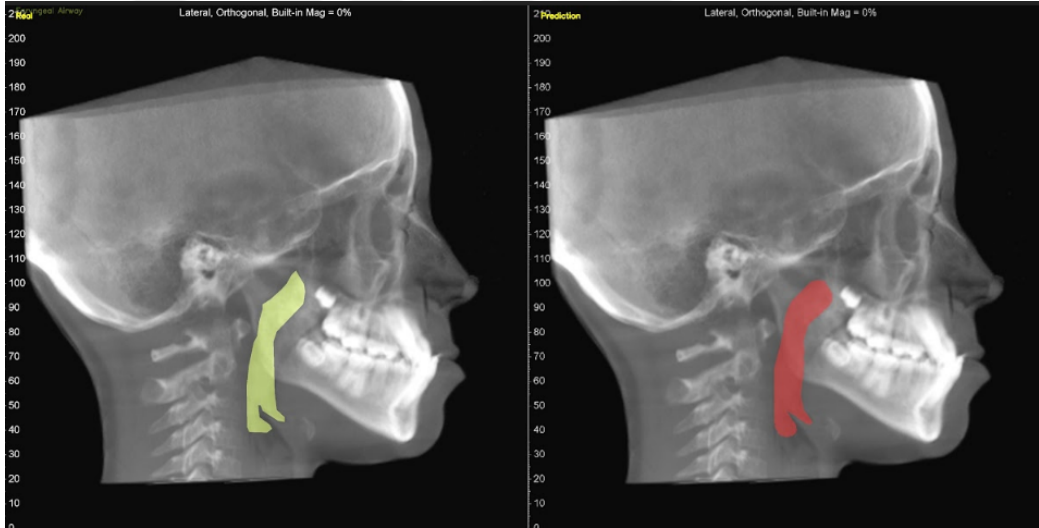
Őekil 4.4. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerek grnts ve yapay zeka programı tahmin grnts 1



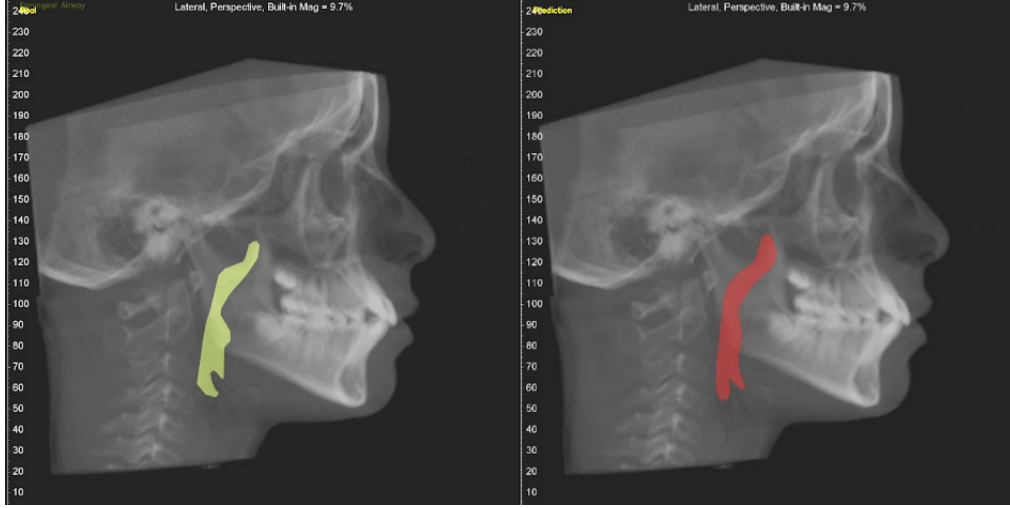
Őekil 4.5. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerek grnts ve yapay zeka programı tahmin grnts 2



Şekil 4.6. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerçek görüntüsü ve yapay zeka programı tahmin görüntüsü 3



Şekil 4.7. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerçek görüntüsü ve yapay zeka programı tahmin görüntüsü 4



Şekil 4.8. Faringeal havayolunun lateral sefalometride gerçek görüntüsü ve yapay zeka programı tahmin görüntüsü 5

5. TARTIŞMA

Doğadaki bütün canlı organizmaların hayatta kalabilmeleri için değerli bir bileşen olan havanın insan vücudunda katettiği yola havayolu denir. Solunum sistemimizin bir bölümü olan havayolu ağız ve burundan başlayıp akciğerlerimizde sonlanır. Havayolunun üst parçası olan nasofaringeal ve orofaringeal havayolu ortodonti ile ilişkili olan kısmıdır.⁸⁰ Farenks, soluk alışverişi ve yutkunmada görevli tüp biçiminde bir organdır. Farenksin 13 yaşlarına kadar boyut artışı çok hızlı olup sonraları yetişkin döneme doğru yavaşladığı belirtilmiştir.^{26, 81} Yaşla birlikte Üst faringeal havayolu boyutları yaş ile orantılı artmaktadır ama alt faringeal havayolu boyutları çok daha erken dönemlerde tamamlanmaktadır.⁸²

Faringeal havayolu görüntülenmesi ve değerlendirilmesinde farklı teknikler kullanılmaktadır. Bu çalışmamızda konik ışıklı bilgisayarlı tomografi görüntülerinden elde edilen lateral sefalometrik görüntüler ile çalışılmıştır. Faringeal havayolu tespiti ve değerlendirilmesi için lateral sefalometrik görüntülerin kullanılması, üç boyutlu olan bir yapının iki boyut kullanılarak değerlendirilmesi, yumuşak doku ayrıntısını tam olarak sunamaması sebepleriyle eleştirilmiştir.⁸³⁻⁸⁸ Bu eleştirilerin yanında birlikte sunulan diğer teknikler de tartışmalıdır. Rinoskopi objektif olmayan bir yöntemdir. Rinomanometreler burun solunumunu ölçmek için sıklıkla kullanılır ama uygulamaları zor ve hata riskleri yüksektir.⁸⁹⁻⁹¹ Ek olarak bu yöntem ağız solunumunun başladığı görüşüne nazal direncin çok artmasına bağlamaktadır. Halbu ki çoğunlukla nazal direncin yüksek düzeylere çıkması sonrası ağızdan yapılan solunumunun düşündürsede, ağız solunumunun tek nedeninin nazal direnç olmadığı yani bu ilişkinin her zaman görülemeyeci bilinmektedir.⁹²⁻⁹⁶ Güvenilir ve objektif ölçümleri bize verebilen^{97, 98} bu yöntemin dezavantajıda uygulamadaki zorluklar ve maliyetinin fazla olmasıdır. Bu gibi sebeplerle havayolunun tespit edilip değerlendirilmesi için sefalometrinin kullanılması

en kesin sonuçları veren yöntem değilse de ortodonti uzmanlarının klinik pratiğinde yapabilme kolaylığı nedeniyle tercih edilmektedir.⁹⁹

Lateral sefalogramlar, 3 boyutlu bir yapı olan havayolu görüntülenmesinde ancak 2 boyutta inceleme imkanı vermesine rağmen KIBT ile karşılaştırıldığında güvenilir bulunmuştur. Lateral sefalometrik görüntüler bilgisayar ortamında dijital olarak değerlendirilme imkanının yanı sıra geleneksel şekilde manuel olarakta değerlendirilebilir. Bu iki farklı yöntem ile yapılan incelemeler arasında anlamlı bir fark görülmemiştir.^{100, 101} Uygulamasının kolay olması, maliyetinin az olması ve farklı diğer araştırmalar ile kıyaslanmasının daha kolay olması gibi sebepleri ile sefalometrik görüntülemeler tercih edilebilir.¹⁰²⁻¹⁰⁴ Lateral sefalometrik görüntülere, faringeal havayolu gibi 3 boyutlu olan bir yapının ancak 2 boyutlu olarak incelenmesine izin vermesinin yanında Obstrüktif uyku apnesinde havayollarının incelenmesi için sıklıkla başvurulmaktadır.¹⁰³ Horizontal düzlem incelemeleri açısından yeterli olmayan lateral sefalometrik görüntülerin yinede faringeal dokuların değerlendirilmesinde başarılı oldukları belirtilmiştir.¹⁰⁵

Liu ve ark.¹⁰⁶ mandibular kanalın ve 3. büyükazı dişlerin otomatik olarak belirlenmesinin yanında bu iki bileşenin aralarındaki bağlantısında tespiti amacıyla bir yapay zeka derin öğrenme modeli eğitmek ve geliştirmek için 254 KIBT verisi ile yaptıkları araştırmada segmentasyonu U-Net mimarisiyle geliştirmişlerdir. Bileşenler arasındaki ilişkinin sınıflandırılmasında ResNet-34 mimarisi ile geliştirmişlerdir. Segmentasyonun test edilmesi için piksel doğruluğu, zar benzerlik katsayısı katsayısı (Dice similarity coefcient-DSC) ve IoU değerleri kullanılmıştır. Bileşenler arasındaki ilişkilerin sınıflandırılmasının başarısını incelemek amacıyla doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve karışıklık matrisi kullanılmıştır. Mandibular kanalın mDSC'si 0.9248 ve mIoU'su 0.9003, 3. molar dişlerin yaklaşık IoU değeri 0.9606 ve DSC değeri 0.9730 olarak tespit edilmiştir. Sınıflandırma modellerinin doğruluk oranı %93.3, özgüllük

oranı %95.0 ve duyarlılık oranı %90.2 olduğu belirtilmiştir. Bizim çalışmamızda faringeal havayolu tespiti için geliştirdiğimiz Yolov5 Segmentation Yolov5x modelinin başarısını değerlendirmek için kullandığımız parametreler ise F1 skoru %99, kesinlik değeri %99 ve duyarlılık değeri %100 olarak bulunmuştur.

Lahoud ve ark.¹⁰⁷ Segmentasyon yöntemini 235 KIBT görüntüsü üzerinde mandibular kanal için uygulayarak bir YZ modeli geliştirmişlerdir. İki evrişimli sinir ağı bu araştırmada bir arada çalıştırılmıştır. Birinci sinir ağı, mandibular kanal için temel bir segmentasyon oluştururken, bu birinci segmentasyonun çevresindeki alanda ikinci sinir ağı daha hassas bir segmentasyon oluşturmuştur. Bu araştırmada 3D U-Net mimarisi geliştirilmiştir ve YZ algoritmasının segmentasyon için başarılı bir biçimde kullanılabildiğini göstermişlerdir. Yaklaşık olarak kesinlik değeri 0.782 (± 0.121), duyarlılık değeri 0.792 (± 0.108) ve doğruluk değeri 0.99($\pm 7.64 \times 10^{-5}$) değerlerinde bulunmuştur. Bizim çalışmamızda geliştirdiğimiz Yolov5x-seg model eğitimiinde değerler F1 skoru 0.9951690821, kesinlik değeri 0.9903846154 ve duyarlılık değeri 1.0 olmak üzere daha yüksek bulunmuştur.

Lee ve ark.¹⁰⁸ KIBT görüntüleri kullanılarak TME osteoartritin belirlenebilmesi amacıyla bir YZ modeli oluşturmuşlardır. Araştırmaya eklem rahatsızlığı olan 314 bireyin verileri eklenmiştir. Tek çekim dedektörü (single-shot detector) yani bir nesne algılama modeli ile 3.514 kesit eğitimden geçirilmiştir. Tek çekim dedektörü, görüntü üzerindeki objeleri belirler ve bir sınır içine alır. YZ modeli 2 set şeklinde 300 görüntü kullanılarak test edilmiştir. Belirlenen yaklaşık duyarlılık değeri 0.84, F1 puanı 0.84 ve kesinlik değeri 0.85 olmuştur. Bu araştırmada model başarısının daha düşük olmasının sebebi model eğitiminde segmentasyon değil nesne algılamanın yapılması düşünülebilir. Bizim araştırmamızda değerler daha yüksek bulunmuştur. Bu farkın sebebi olarak poligon şeklini serbest çizim yöntemi ile segmentasyon tekniği uygulamamız olarak düşünülebilir.

Chai ve ark.¹⁰⁹ cerrahi operasyon yapılmadan önce doğru teşhis amacıyla, ameloblastomalar ve odontojenik keratokistlerin KIBT ile değerlendirmek üzere 350 görüntü üzerinde Inception V3 modeli kullanarak bir YZ modeli geliştirmişlerdir. Ortaya çıkan sonuçlar incelendiğinde F1 skoru, özgüllük, duyarlılık ve doğruluk değerleri sırasıyla %85.0, %82.1, %87.2 ve %84.6 olarak belirtilmiştir. Inception V3 modeli ameloblastomalar ile odontojenik keratokistlerin teşhisinde ve ayırt edilmesinde oldukça başarılı olarak bulunduğu belirtilmiştir.

Moon J ve ark.¹¹⁰ yapay zeka derin öğrenme sisteminde yeterli eğitim için gerekli olan öğrenme veri miktarını araştırmışlardır. AI'nın bulgu yanlışlarının yalnızca eğitim datalarının sayısı ile olmayarak, birde her görüntü için belirlenen amaçların miktarıyla büyük oranda bağlantılı olduğunu belirtmişlerdir. Yapay zeka eğitiminde veri sayısı artması ile algılama hatalarının ortaya çıkma olasılığı ters orantılıdır. Yapay zekanın tahmin uygulamaları açısından gelişebilmesi için en az 2300 veriye ihtiyaç olduğunu belirtmişlerdir. Bizim araştırmamızda 1040 veri bulunmaktadır.

Katmanlı ve çift taraflı yapıları azaltmak amacıyla araştırmamızda KIBT verilerinden elde ettiğimiz lateral sefalometrik görüntüleri kullanmamıza rağmen katmanlı şekilde ortaya çıkan görüntüler yinede karşımıza çıktı. Faringeal havayolunun lateral sınırları bazı görüntülerde net olarak tespit edilemedi. Bu problemi çözmek adına Kim M ve ark.¹¹¹ yaptıkları çalışmadaki benzeri MIP görüntüsü kullanılması tavsiye edilebilir.

Sin ve ark.¹¹² faringeal havayolu belirlenmesi için 306 hastanın KIBT görüntüsü kullanılmıştır ve YZ algoritması oluşturmuşlardır. U-Net mimarisi kullanılan bu araştırmada manuel metotlarla yapılan ölçümlerle otomatik segmentasyon sonucu ortaya çıkan ölçümler kıyaslandığı zaman algoritma başarılı bulunmuştur. Bizim çalışmamızda da faringeal havayolu tespiti yapılmıştır ancak biz 1040 adet lateral

sefalometrik görüntü üzerinden Yolov5x-seg modeli kullanılarak YZ algoritmasını geliştirmiştik.

Leonardi ve ark.¹¹³ faringeal havayolu ile sinonazal kavitenin otomatik segmentasyonunun derin öğrenme destekli modellerin başarısını test etmek için bir araştırma yapmışlardır. Otomatik segmentasyonun derin öğrenme destekli modellerin başarılı performans gösterdiği bildirilmiştir. Bizim çalışmamızda da bu araştırmayı destekler nitelikte faringeal havayolu tespiti için geliştirdiğimiz YZ algoritması genel olarak başarılı bulunmuştur.

KIBT görüntüleri rutinde 3D bilgi akışı kazanmak amacıyla kullanılıyor ama yapılacak çalışmalar ile 2B sefalometrik görüntüler ile çok daha yüksek bir standardizasyon oluşturacaktır. Sunulan araştırmalara göre değerlendirmek amacıyla hastalardan 3B görüntüler oluşturduk ama onları 2B boyutlu görüntülere dönüştürdük.^{114, 115}

Ek olarak, 3 boyutlu görüntülerin yapay zeka algoritması ile olan verileri eksikti; Bir araştırma derin öğrenme algoritmasını 3 boyutta belirlemek amacıyla yüzeysel öğrenme ve bilgi ile desteklenen metot ile karşılaştırdı ve sonuç olarak DL'nin en doğru olduğunu buldu.¹¹⁶ Bu çalışma ile beraber, araştırmalardaki eksiklik düşünüldüğünde, 3 boyutlu faringeal havayolu tespiti için DL'yi güçlü bir biçimde tespit etmek kolay değildir. Biz araştırmamızda 3 boyutlu görüntüler ile değil 3 boyutlu görüntülerden ürettiğimiz 2 boyutlu görüntüler kullanılarak havayolu tespiti yapılmıştır. Araştırmamız 3 boyutlu havayolu tespiti için öncül olacak araştırmalardan biri olarak düşünülebilir.

Genel bir yargı olarak, konik ışınlı tomografi verilerini temel alan incelemelerin çoğu ortodonti hastasına kural olarak yapılamayacağını ama istisna olarak bakarsak ortognatik cerrahi hastalarında bu değerlendirmeler düşünülebilir.¹¹⁶

Veri kümelerinin artması ve donanımların güçlenmesi ile çalışmalar yüksek başarılar gösterilebildiği belirtilmiştir.¹¹⁷ Biz çalışmamızda 1040 görüntü üzerinden eğitilen bir YZ algoritması geliştirmiştik. YZ algoritmasının başarısının yüksek olmasından dolayı veri sayısının yeterli olduğu çıkarımı yapılabilir.

2 boyutlu ve 3 boyutlu radyografilerde anatomik yapıların belirlenmesi için DL'yi ele alan araştırmaların miktarı çok hızlı bir artış gösterirken, hiçbir zaman sonuçlardan tam emin olamıyoruz. Ek olarak DL ile ilgili araştırmaların ne kadar geliştiğini ve 2 boyut ile 3 boyutlu görüntüler arasındaki doğruluk farklılığının var olup olmadığı bilinmiyor. Bu araştırmamızdaki hedefimiz KIBT görüntülerinden oluşturduğumuz 2 boyutlu sefalometrik görüntüler üzerinde DL'nin başarısının incelenerek bu şüphenin kaldırılmasını desteklemektir.

Araştırmamızda kullanılan veri kümesindeki tüm görüntüler aynı standartlarla ve aynı KIBT cihazı kullanılarak çekilmiştir. Oryantasyonu dolphin programı kullanılarak aynı biçimde yapılmıştır. Bambaşka çekim standartları, başka cihazlar ve başka voksel büyüklükleri kapsamında üretilecek görüntülerin olduğu farklı bir araştırma ile farklı sonuçların ortaya çıktığı tahmin edilebilir.

Kraniofasiyal sendromu olan, travmaya bağlı yüz deformitesi olan hastalar, dudak damak yarığı olan hastalar ve radyografik görüntülerin kalitesini düşüren artefaktların mevcut olduğu veriler araştırmaya alınmamıştır. Ek olarak diş implantı ile protetik restorasyonların mevcut olduğu görüntüler ve ortognatik cerrahi ameliyatı olmuş hastalar araştırmamıza dahil edilmemiştir. Limitasyonumuz araştırma grubumuzun geniş bir popülasyonda yapılamamış olmasıdır.

Bir diğer limitasyonumuz ise solunumsal değişikliklerden etkilenen dinamik bir alan olan havayolunun çekim sırasında solunum fazının standardize edilememiş

olmasıdır. Araştırmamız retrospektif bir çalışma olduğundan dolayı hastaların çekim esnasında yutkunması ve dolayısıyla epiglottis pozisyonu standardize edilememiştir.



6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Araştırmamızdaki F1 skoru, duyarlılık ve kesinlik değerlerine bakarsak; faringeal havayolu için F1 skoru %99, kesinlik değeri %99 ve duyarlılık değeri %100 bulunmuştur. 1040 hastadan elde edilen lateral sefalometrik görüntüler üzerinde uyguladığımız 1040 etiket karışık şekilde Yolov5 Segmentation Yolov5x modeli ile 500 epoch şeklinde eğitilmişti. Görüntülerin yüzde 10'una uygulanan test sonucunda veriler manuel olarak sayıldı ve 103 doğru, 1 yanlış görüntü bulunmuştur. Yanlış bulunan 1 görüntüde program orjinal etiketin boyutundan çok daha fazla büyük bir alanı çizmiştir. Bulunamayan etiket olmamıştır ve model genel olarak başarılı olmuştur.

KIBT verilerinden ürettiğimiz lateral sefalometrik görüntüler üzerinde segmentasyon yöntemi ile etiketlenen faringeal havayolunun geliştirdiğimiz algoritma ile tespitinde aldığımız sonuçlar umut vericidir. Araştırmamızdaki AI modelinde yüzde 99'un üzerinde başarı tespit edilmiştir.

AI temelli sistemlerin ulaştığımız veriler sayesinde; ortodonti rutininde, orotgnatik cerrahi planlama, fonksiyonel çene ortopedisi gibi faringeal havayolu ölçümüne ihtiyaç duyduğumuz vakalarda ortodontistlere zaman kazandıracak bir potansiyel oluşturacağını düşünmekteyiz.

KAYNAKLAR

1. Sahoo NK, Jayan B, Ramakrishna N, Chopra SS, Kochar G. Evaluation of upper airway dimensional changes and hyoid position following mandibular advancement in patients with skeletal class II malocclusion. *J Craniofac Surg.* 2012;23(6):e623-e7.
2. Angle EH. Treatment of malocclusion of the teeth: Angle's system: SS White Dental Mfg Co; 1907.
3. Guilleminault C. Obstructive sleep apnea: the clinical syndrome and historical perspective. *Med. Clin. N. Am.* 1985;69(6):1187-203.
4. Allen Jr B, Seltzer SE, Langlotz CP, Dreyer KP, Summers RM, Petrick N, et al. A road map for translational research on artificial intelligence in medical imaging: from the 2018 NIH./RSNA/ACR/J. Am. Coll. Radiol. 2019;16(9):1179-89.
5. Sen D, Chakrabarti R, Chatterjee S, Grewal D, Manrai K. Artificial intelligence and the radiologist: the future in the Armed Forces Medical Services. *BMJ Mil Health.* 2020;166(4):254-6.
6. Jacob ESoRcmoNEdSNBABAABCD CFV. What the radiologist should know about artificial intelligence—an ESR white paper. *Insights into imaging.* 2019;10(1):44.
7. Graber L, Vanarsdall R, Vig K, Huang G. Upper airway, cranial morphology, and sleep apnea. *Orthodontics: Current Principles and Techniques* 6th ed, Elsevier, St. Louis, Missouri, 2017;320
8. Stellzig-Eisenhauer A, Meyer-Marcotty P. Interaction between otorhinolaryngology and orthodontics: correlation between the nasopharyngeal airway and the craniofacial complex. *GMS, Curr. top. otorhinolaryngol. - head neck surg.* 2010;9.

9. Harari D, Redlich M, Miri S, Hamud T, Gross M. The effect of mouth breathing versus nasal breathing on dentofacial and craniofacial development in orthodontic patients. *The Laryngoscope*. 2010;120(10):2089-93.
10. Lite T, DiMaio DJ, Burman LR. Gingival pathosis in mouth breathers: a clinical and histopathologic study and a method of treatment. *Oral Surg, Oral Med, Oral Pathol*. 1955;8(4):382-91.
11. Souki BQ, Pimenta GB, Souki MQ, Franco LP, Becker HM, Pinto JA. Prevalence of malocclusion among mouth breathing children: do expectations meet reality? *Int J Pediatr Otorhinolaryngol*. 2009;73(5):767-73.
12. Cottle M. A consideration of nasal, pulmonary and cardio-vascular interdependence and nasal-pulmonary function studies. *Rhinology*. 1980;18(2):67-81.
13. Sano M, Sano S, Oka N, Yoshino K, Kato T. Increased oxygen load in the prefrontal cortex from mouth breathing: a vector-based near-infrared spectroscopy study. *Neuroreport*. 2013;24(17):935.
14. Angle EH. Classification of malocclusion. *Dent Cosmos*. 1899;41:350-7.
15. Ayappa I, Rapoport DM. The upper airway in sleep: physiology of the pharynx. *Sleep medicine reviews*. 2003;7(1):9-33.
16. Schwab RJ, Gupta KB, Gefer WB, Metzger LJ, Hoffman EA, Pack AI. Upper airway and soft tissue anatomy in normal subjects and patients with sleep-disordered breathing. Significance of the lateral pharyngeal walls. *Am. J. Respir. Crit. Care Med*. 1995;152(5):1673-89.
17. Hellings P, Jorissen M, Ceuppens J. The Waldeyer's ring. *Acta oto-rhino-laryngologica belgica*. 2000;54(3):237-41.
18. Fouke JM, Teeter JP, Strohl KP. Pressure-volume behavior of the upper airway. *J. Appl. Physiol*. 1986;61(3):912-8.

19. Nishino T, Hiraga K. Coordination of swallowing and respiration in unconscious subjects. *J. Appl. Physiol.* 1991;70(3):988-93.
20. Ertekin C, Aydoğdu İ, Seçil Y. Orofaringiyal Yutmanın Fizyoloji Ve Nörolojisi. *Ege Tıp Derg.* 2002;41(3):163-75.
21. Brodie AG. Emerging concepts of facial growth. *Angle Orthod.* 1971;41(2):103-18.
22. Steele CH. Forum on the tonsil and adenoid problem in orthodontics An otolaryngologist views the tonsil and adenoid problem. *Am. J. Orthod.* 1968;54(7):485-91.
23. Kerr WJS. The nasopharynx, face height, and overbite. *Angle Orthod.* 1985;55(1):31-6.
24. Durzo CA, Brodie AG. Growth behavior of the hyoid bone. *Angle Orthod.* 1962;32(3):193-204.
25. Cuzzo GS, Bowman DC. Hyoid positioning during deglutition following forced positioning of the tongue. *Am. J. Orthod.* 1975;68(5):564-70.
26. Tourne LP. Growth of the pharynx and its physiologic implications. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 1991;99(2):129-39.
27. Zheng Z, Yamaguchi T, Kurihara A, Li H, Maki K. Three-dimensional evaluation of upper airway in patients with different anteroposterior skeletal patterns. *Orthod & Craniofac Res.* 2014;17(1):38-48.
28. Oh K-M, Hong J-S, Kim Y-J, Cevdanes LS, Park Y-H. Three-dimensional analysis of pharyngeal airway form in children with anteroposterior facial patterns. *The Angle Orthod.* 2011;81(6):1075-82.
29. Muto T, Yamazaki A, Takeda S. A cephalometric evaluation of the pharyngeal airway space in patients with mandibular retrognathia and prognathia, and normal subjects. *Int J Oral Maxillofac Surg.* 2008;37(3):228-31.

30. Ceylan I, Oktay H. A study on the pharyngeal size in different skeletal patterns. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 1995;108(1):69-75.
31. Tarkar JS, Parashar S, Gupta G, Bhardwaj P, Maurya RK, Singh A, et al. An evaluation of upper and lower pharyngeal airway width, tongue posture and hyoid bone position in subjects with different growth patterns. *J. Clin. Diagnostic Res. : JCDR.* 2016;10(1):ZC79.
32. Alves Jr M, Franzotti E, Baratieri C, Nunes L, Nojima L, Ruellas A. Evaluation of pharyngeal airway space amongst different skeletal patterns. *Int J Oral Maxillofac Surg.* 2012;41(7):814-9.
33. Iwasaki T, Hayasaki H, Takemoto Y, Kanomi R, Yamasaki Y. Oropharyngeal airway in children with Class III malocclusion evaluated by cone-beam computed tomography. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 2009;136(3):318. e1-. e9.
34. Ucar FI, Uysal T. Orofacial airway dimensions in subjects with Class I malocclusion and different growth patterns. *Angle Orthod.* 2011;81(3):460-8.
35. Kadioglu O, Currier GF. *Craniofacial 3D Imaging: Current Concepts in Orthod and Oral and Maxillofac Surg*: Springer; 2019.
36. Criée C, Sorichter S, Smith H, Kardos P, Merget R, Heise D, et al. Body plethysmography—its principles and clinical use. *Respiratory Med.* 2011;105(7):959-71.
37. Sher AE, Thorpy MJ, Spielman AJ, Shprintzen RJ, Burack B, McGregor PA. Predictive value of müller maneuver in selection of patients for uvulopalatopharyngoplasty. *The Laryngoscope.* 1985;95(12):1483-7.
38. Ye J, Han D, Wang J, Yang Q, Lin Y, Wang J, et al. Computer-assisted fiberoptic pharyngoscopy in obstructive sleep apnea syndrome. *ORL.* 2007;69(3):153-8.
39. Tsolakis IA, Venkat D, Hans MG, Alonso A, Palomo JM. When static meets dynamic: Comparing cone-beam computed tomography and acoustic reflection for upper airway analysis. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 2016;150(4):643-50.

40. Paradise JL, Bernard BS, Colborn DK, Janosky JE. Assessment of adenoidal obstruction in children: clinical signs versus roentgenographic findings. *Pediatrics*. 1998;101(6):979-86.
41. Broms P, Jonson B, Lamm C. Rhinomanometry. II. A system for numerical description of nasal airway resistance. *Acta oto-laryngologica*. 1982;94(1-2):157-68.
42. Schwab RJ, Goldberg AN. Upper airway assessment: radiographic and other imaging techniques. *Otolaryngol Clin North Am*. 1998;31(6):931-68.
43. Major MP, Flores-Mir C, Major PW. Assessment of lateral cephalometric diagnosis of adenoid hypertrophy and posterior upper airway obstruction: a systematic review. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 2006;130(6):700-8.
44. Lowe AA, Fleetham JA, Adachi S, Ryan CF. Cephalometric and computed tomographic predictors of obstructive sleep apnea severity. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 1995;107(6):589-95.
45. Araki K, Maki K, Seki K, Sakamaki K, Harata Y, Sakaino R, et al. Characteristics of a newly developed dentomaxillofacial X-ray cone beam CT scanner (CB MercuRay™): system configuration and physical properties. *Dentomaxillofac Radiol*. 2004;33(1):51-9.
46. Farman AG, Scarfe WC. Development of imaging selection criteria and procedures should precede cephalometric assessment with cone-beam computed tomography. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 2006;130(2):257-65.
47. Moshiri M, Scarfe WC, Hilgers ML, Scheetz JP, Silveira AM, Farman AG. Accuracy of linear measurements from imaging plate and lateral cephalometric images derived from cone-beam computed tomography. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 2007;132(4):550-60.
48. Nuernberg CHG, de Vasconcellos Vilella O. Avaliação cefalométrica da orofaringe. *Revista Odonto Ciência*. 2006;21(54):370-5.

49. Welch KC, Foster GD, Ritter CT, Wadden TA, Arens R, Maislin G, et al. A novel volumetric magnetic resonance imaging paradigm to study upper airway anatomy. *Sleep*. 2002;25(5):530-40.
50. Isaiah A, Pereira KD. Laryngotracheal anomalies and airway fluoroscopy in infants. *Int J Pediatr Otorhinolaryngol*. 2017;97:109-12.
51. Tan HK, Brown K, McGill T, Kenna MA, Lund DP, Healy GB. Airway foreign bodies (FB): a 10-year review. *Int J Pediatr Otorhinolaryngol*. 2000;56(2):91-9.
52. McCarthy J. Notes on self-awareness. Internet posting by URL <http://www-formal.stanford.edu/jmc/selfaware/selfaware.html>. 2004.
53. Ramesh A, Kambhampati C, Monson JR, Drew P. Artificial intelligence in medicine. *Ann R Coll Surg Engl*. 2004;86(5):334.
54. Khanagar SB, Al-Ehaideb A, Maganur PC, Vishwanathaiah S, Patil S, Baeshen HA, et al. Developments, application, and performance of artificial intelligence in dentistry—A systematic review. *J. Dent. Sci*. 2021;16(1):508-22.
55. Samuel AL. Some studies in machine learning using the game of checkers. II—Recent progress. *IBM J. Res. Dev*. 1967;11(6):601-17.
56. Steimann F. On the use and usefulness of fuzzy sets in medical AI. *Artif Intell Med*. 2001;21(1-3):131-7.
57. Nichols JA, Herbert Chan HW, Baker MA. Machine learning: applications of artificial intelligence to imaging and diagnosis. *Biophys. Rev*. 2019;11:111-8.
58. Başaran E. Timpanik Membran Görüntü Analizi Ve Yapay Zeka Kullanılarak Sanal Otitis Media Tani Sisteminin Geliştirilmesi 2020.
59. Lee J-G, Jun S, Cho Y-W, Lee H, Kim GB, Seo JB, et al. Deep learning in medical imaging: general overview. *Korean J Radiol*. 2017;18(4):570-84.
60. Öztemel E. Yapay sinir ağları. PapatyaYayincılık, İstanbul. 2003.

61. Aminoshariae A, Kulild J, Nagendrababu V. Artificial intelligence in endodontics: current applications and future directions. J. Endod. 2021;47(9):1352-7.
62. Öztürk K, Şahin ME. Yapay sinir ağları ve yapay zekâ'ya genel bir bakış. Takvim-i Vekayi. 2018;6(2):25-36.
63. Ağyar Z. Yapay sinir ağlarının kullanım alanları ve bir uygulama. Mühendis ve Makine. 2015;56(662):22-3.
64. Elmas Ç. Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama). Seçkin Yayıncılık, Ankara. 2003;22:37.
65. Suzuki K. Overview of deep learning in medical imaging. Radiol Phys Technol. 2017;10(3):257-73.
66. Murphy KP. Machine learning: a probabilistic perspective: MIT press; 2012.
67. Hwang J-J, Jung Y-H, Cho B-H, Heo M-S. An overview of deep learning in the field of dentistry. Imaging Sci Dent. 2019;49(1):1-7.
68. Hüseyin Ü, HANBAY K. Yaya özellik tanıma için LM filtre temelli derin evrimsel sinir ağı. Politeknik Derg. 2020;23(3):605-13.
69. Liu YH, editor Feature extraction and image recognition with convolutional neural networks. J. Phys: Conference Series; 2018: IOP Publishing.
70. Özkan İ, Ülker E. Derin öğrenme ve görüntü analizinde kullanılan derin öğrenme modelleri. GBAD. 2017;6(3):85-104.
71. ZahediNasab R, Mohseni H. Neuroevolutionary based convolutional neural network with adaptive activation functions. Neurocomputing. 2020;381:306-13.
72. Kök H, Acilar AM, İzgi MS. Usage and comparison of artificial intelligence algorithms for determination of growth and development by cervical vertebrae stages in orthodontics. Progress in Orthodontics. 2019;20:1-10.

73. Choi H-I, Jung S-K, Baek S-H, Lim WH, Ahn S-J, Yang I-H, et al. Artificial intelligent model with neural network machine learning for the diagnosis of orthognathic surgery. *J. Craniofac. Surg.* 2019;30(7):1986-9.
74. Yu H, Cho S, Kim M, Kim W, Kim J, Choi J. Automated skeletal classification with lateral cephalometry based on artificial intelligence. *J. Dent. Res.* 2020;99(3):249-56.
75. Aboudara C, Hatcher D, Nielsen I, Miller A. A three-dimensional evaluation of the upper airway in adolescents. *Orthod & Craniofac Res.* 2003;6:173-5.
76. Aşçi E, Kiliç M, Çelik Ö, Bayrakdar İŞ, Bilgir E, Aslan AF, et al. Derin Öğrenme Yöntemi Kullanılarak Geliştirilen Yapay Zekâ Yöntemi ile Panoramik Radyografilerde Dental Restorasyonların Otomatik Tespiti ve Sınıflandırılması: Metodolojik Çalışmalar. *Türkiye Klinikleri J Dental Sci.* 2022;28(2):329-37.
77. Pinchi V, Pradella F, Vitale G, Rugo D, Nieri M, Norelli G-A. Comparison of the diagnostic accuracy, sensitivity and specificity of four odontological methods for age evaluation in Italian children at the age threshold of 14 years using ROC curves. *Med Sci Law.* 2016;56(1):13-8.
78. Zweig MH, Campbell G. Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine. *Clin. Chem.* 1993;39(4):561-77.
79. Davis J, Goadrich M, editors. The relationship between Precision-Recall and ROC curves. *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning;* 2006.
80. Graber LW, Vig KW, Huang GJ, Fleming P. *Orthodontics-e-book: current principles and techniques: J Res Health Sci;* 2022.
81. Jeans W, Fernando D, Maw A, Leighton B. A longitudinal study of the growth of the nasopharynx and its contents in normal children. *Br J Radiol.* 1981;54(638):117-21.

82. Tsai H-H. Developmental changes of pharyngeal airway structures from young to adult persons. *J Clin Pediatr Dent.* 2007;31(3):219-21.
83. Schulhof RJ. Consideration of airway in orthodontics. *J Clin Orthod.* 1978;12:440-4.
84. Vig PS, Sarver DM, Hall DJ, Warren DW. Quantitative evaluation of nasal airflow in relation to facial morphology. *Am. J. Orthod.* 1981;79(3):263-72.
85. Kohli-Dang N, Crysedale W. Cephalometric radiographs and nasal resistance. *Am. J. Otolaryngol.* 1986;15(2):112-5.
86. Thüer U, Kuster R, Ingervall B. A comparison between anamnestic, rhinomanometric and radiological methods of diagnosing mouthbreathing. *The Eur. J. Orthod.* 1989;11(2):161-8.
87. Wardlaw DW, Smith RJ, Hertweck DW, Hildebolt CF. Cephalometrics of anterior open bite: a receiver operating characteristic (ROC) analysis. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 1992;101(3):234-43.
88. Jacobson A. Radiographic cephalometry: from basics to videoimaging: Quintessence Int. (IL); 1995.
89. Sørensen H, Solow B, Greve E. Assessment of the nasopharyngeal airway: a rhinomanometric and radiographic study in children with adenoids. *Acta Otolaryngol.* 1980;89(3-6):227-32.
90. Warren DW, Lehman MD, Hinton VA. Analysis of simulated upper airway breathing. *Am. J. Orthod.* 1984;86(3):197-206.
91. Ferrario VF, Sforza C, Germano D, Dalloca LL, Miani Jr A. Head posture and cephalometric analyses: an integrated photographic/radiographic technique. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 1994;106(3):257-64.
92. Solow B, Siersbæk-Nielsen S, Greve E. Airway adequacy, head posture, and craniofacial morphology. *Am. J. Orthod.* 1984;86(3):214-23.

93. Cheng M-C, Enlow DH, Papsidero M, Broadbent Jr BH, Oyen O, Sabat M. Developmental effects of impaired breathing in the face of the growing child. *Angle Orthod.* 1988;58(4):309-20.
94. Warren DW, Hairfield WM, Seaton D, Morr KE, Smith LR. The relationship between nasal airway size and nasal-oral breathing. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 1988;93(4):289-93.
95. Fields HW, Warren DW, Black K, Phillips CL. Relationship between vertical dentofacial morphology and respiration in adolescents. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 1991;99(2):147-54.
96. Tangugsorn V, Skatvedt O, Krogstad O, Lyberg T. Obstructive sleep apnoea: a cephalometric study. Part I. Cervico-craniofacial skeletal morphology. *Eur. J. Orthod.* 1995;17(1):45-56.
97. Gurley WH, Vig PS. A technique for the simultaneous measurement of nasal and oral respiration. *Am. J. Orthod.* 1982;82(1):33-41.
98. Keall CL, Vig PS. An improved technique for the simultaneous measurement of nasal and oral respiration. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 1987;91(3):207-12.
99. Arat M, Iseri H, Iseri V. İskeletsel açık kapanışa yol açan faktörlerin sagittal yüz yapısına göre incelenmesi. *Turk J Orthod.* 1996;9:155-62.
100. Moyers RE, Bookstein FL. The inappropriateness of conventional cephalometrics. *Am. J. Orthod.* 1979;75(6):599-617.
101. Graber LW, Vanarsdall RL, Vig KW, Huang GJ. *Ortodoncia: principios y técnicas actuales*: J Res Health Sci; 2017.
102. Becker OE, Avelar RL, Göelzer JG, do Nascimento Dolzan A, Júnior OLH, De Oliveira RB. Pharyngeal airway changes in class III patients treated with double jaw orthognathic surgery—maxillary advancement and mandibular setback. *J. Maxillofac. Surg.* 2012;70(11):e639-e47.

103. Choi S-K, Yoon J-E, Cho J-W, Kim J-W, Kim S-J, Kim M-R. Changes of the airway space and the position of hyoid bone after mandibular set back surgery using bilateral sagittal split ramus osteotomy technique. *Maxillofac Plast Reconstr Surg.* 2014;36(5):185.
104. Jakobsone G, Stenvik A, Espeland L. The effect of maxillary advancement and impaction on the upper airway after bimaxillary surgery to correct Class III malocclusion. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 2011;139(4):e369-e76.
105. Preston CB, Lampasso JD, Tobias PV, editors. Cephalometric evaluation and measurement of the upper airway. *Semin. Orthod;* 2004: Elsevier.
106. Liu M-Q, Xu Z-N, Mao W-Y, Li Y, Zhang X-H, Bai H-L, et al. Deep learning-based evaluation of the relationship between mandibular third molar and mandibular canal on CBCT. *Clin Oral Investig.* 2022;1-11.
107. Lahoud P, Diels S, Niclaes L, Van Aelst S, Willems H, Van Gerven A, et al. Development and validation of a novel artificial intelligence driven tool for accurate mandibular canal segmentation on CBCT. *J. Dent.* 2022;116:103891.
108. Lee K, Kwak H, Oh J, Jha N, Kim Y, Kim W, et al. Automated detection of TMJ osteoarthritis based on artificial intelligence. *J. Dent. Res.* 2020;99(12):1363-7.
109. Chai Z-K, Mao L, Chen H, Sun T-G, Shen X-M, Liu J, et al. Improved diagnostic accuracy of ameloblastoma and odontogenic keratocyst on cone-beam CT by artificial intelligence. *Front. in Oncol.* 2022;11:5935.
110. Moon J-H, Hwang H-W, Yu Y, Kim M-G, Donatelli RE, Lee S-J. How much deep learning is enough for automatic identification to be reliable? A cephalometric example. *Angle Orthod.* 2020;90(6):823-30.
111. Kim M-J, Liu Y, Oh SH, Ahn H-W, Kim S-H, Nelson G. Automatic cephalometric landmark identification system based on the multi-stage convolutional neural networks with CBCT combination images. *Sensors.* 2021;21(2):505.

112. Sin Ç, Akkaya N, Aksoy S, Orhan K, Öz U. A deep learning algorithm proposal to automatic pharyngeal airway detection and segmentation on CBCT images. *Orthod Craniofac Res* 2021;24:117-23.
113. Leonardi R, Giudice AL, Farronato M, Ronsivalle V, Allegrini S, Musumeci G, et al. Fully automatic segmentation of sinonasal cavity and pharyngeal airway based on convolutional neural networks. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 2021;159(6):824-35. e1.
114. Park C-S, Park J-K, Kim H, Han S-S, Jeong H-G, Park H. Comparison of conventional lateral cephalograms with corresponding CBCT radiographs. *Imaging science in dentistry.* 2012;42(4):201-5.
115. Gribel BF, Gribel MN, Manzi FR, Brooks SL, McNamara Jr JA. From 2D to 3D: an algorithm to derive normal values for 3-dimensional computerized assessment. *Angle Orthod.* 2011;81(1):3-10.
116. Dot G, Rafflenbeul F, Arbotta M, Gajny L, Rouch P, Schouman T. Accuracy and reliability of automatic three-dimensional cephalometric landmarking. *Int J Oral Maxillofac Surg.* 2020;49(10):1367-78.
117. Huang Y, Fan F, Syben C, Roser P, Mill L, Maier A. Cephalogram synthesis and landmark detection in dental cone-beam CT systems. *Med Image Anal.* 2021;70:102028.

EKLER

EK-1. ÖZGEÇMİŞ

1. KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı: Batuhan Kuleli

2. EĞİTİM

2009-2013: Davut Fırıncıoğlu Anadolu Lisesi

2013-2018: Ankara Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi

2019-2023: Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi

3. AKADEMİK DENEYİM

2019- Halen: Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi
Ortodonti Anabilim Dalı – ESKİŞEHİR

4. ÇALIŞMA ALANLARI

Çalışma Alanı: Ortodonti

5. SON BEŞ YILDAKİ ÖNEMLİ YAYINLAR

EK-2. ETİK KURUL ONAYI



T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurul Başkanlığı

Saya : E-25403353-050.99-364119
Konu : 2022 - 173 Karar

09.08.2022

Sayın Dr Öğr Üy Mehmet UĞURLU
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi
Ortodonti Anabilim Dalı

Karar Tarihi: 26.07.2022
Karar Sayısı: 19

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Ortodonti Anabilim Dalı -
Dr Öğr Üy Mehmet UĞURLU'nun sorumluluğunda yürütülecek olan **"Konik Işınlı Bilgisayarlı
Tomografi Görüntüleri Üzerinden Derin Öğrenme Yöntemiyle Geliştirilmiş Yapay Zeka
Algoritmalarıyla Faringeal Hava yolu Değerlendirilmesi"** başlıklı araştırmanın/çalışmanın
gerçekleştirilmesinde etik ve bilimsel açıdan sakınca bulunmadığına karar verilmiştir.
Bilgilerinizi ve gereğini saygı ile rica ederim.

Prof. Dr. Merih ÖZGEN
Kurul Başkanı

Ek: e-imzalı Etik Kurul Kararı

Bu belge, güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.

Belge Dağıtılma Kodu : 303yfi3d6232

Belge Dağıtılma Adresi : <https://www.turknet.gov.tr/osga-etkyl>

Adres : Meşelik Kampüsü 26040 Odunpazarı
Telefon : 0222 2393750 Faks: 0222 2291418
İnternet Adresi : www.osgu.edu.tr
KEP adresi : esk.osmangaziuniv@hs00.kap.tr

Bilgi için : Ceren KESKİNER
Telefon : 0 222 239 29 79-4490
E-posta : ckeskiner@ogu.edu.tr





**T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
GİRİŞİMSSEL OLMAYAN KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU
BAŞKANLIĞI**

Prof.Dr.Merih ÖZGEN
(Başkan)
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi
Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon AD

Prof.Dr.Hava ÜSKÜDAR TEKE
(Başkan Yardımcısı)
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi
İç Hastalıkları AD / Hematoloji BD

Doç.Dr.Ferit KÖŞGER
(Raportör)
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi
Röntgen Radyasyon ve Hastalıkları AD

Prof.Dr.Ömer SAYILGILI
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi Tıp Tarihi ve Etik AD

Prof.Dr.Selma HİNCER ÖNER
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi Diş Hekimliği AD

Prof.Dr.Özlem ÖRSAL
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Sağlık Bilimleri Fakültesi
Halk Sağlığı Anabilim Dalı

Prof.Dr.Sema SAYILGÖR
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi Radyoloji AD

Doç.Dr.Gökhan YORULMAZ
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi
İç Hastalıkları AD / Endokrinoloji
ve Metabolizma Hastalıkları BD

**Doç.Dr.Muhammed Faruk
ÖNOL**
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi Halk Sağlığı AD

Doç.Dr.Melik VELİPASAOĞLU
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi
Kadın Hastalıkları ve Doğum AD

Doç.Dr.Zeynep İRAKLI
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi
Çocuk Sağlığı ve Hastalıkları AD /
Çocuk Gastroenteroloji BD

Doç.Dr.Mevlüt Değer BİLGEÇ
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi Göz Hastalıkları AD

Doç.Dr.Ezra YEŞİLOVA
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Diş Hekimliği Fakültesi
Ağız, Diş ve Çene Radyasyonu AD

**Dr.Öğr.Üy.F.Nasr DURMAZ
CELİK**
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi Nefroloji AD

Av. Önder CAN
Avukat

Etik Kurul Sekreterliği
Canan KESKİNER
Tel: 0 222 239 29 79 / 4490-91

KARAR FORMU

Başvuru Tarihi: 10.06.2022	Çalışmanın Başlığı: "Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi Görüntüleri Üzerinden Derin Öğrenme Yöntemiyle Geliştirilmiş Yapay Zeka Algoritmalarıyla Faringeal Havayolu Değerlendirilmesi" Çalışmacılar: Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Ortodonti Anabilim Dalı - Dr.Öğr.Üy.Mehmet UĞURLU (Tez Danışmanı), Arş.Gör.Dr.Batuhan KULFELİ (Tez Sahibi)
Çalışmanın değerlendirildiği ilk toplantı tarihi: 26.07.2022	Sonuç: 1. Kişisel sağlık verileri kimliği belirli veya belirlenebilir gerçek kişiye ilişkin her türlü sağlık bilgisi olduğundan, kişisel sağlık verilerinin işlenmesi ile ilgili olarak ilgili mevzuat hükümleri dikkate alınmalı, verilerin yetkisiz kişilerin eline geçmesi önlenmelidir. Araştırmacıların kurumumuza taahhütnamelerle htemiş oldukları sorumlulukları yerine getirmeleri beklenmektedir. 2. Kurum izinlerinin alınması araştırmacıların sorumluluğunda olup, ilgili kurumdan alınan izin yazılarının kurumumuza iletilmesi gerekmektedir.
Karar Tarihi: 26.07.2022 Karar No: 19	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Ortodonti Anabilim Dalı - Dr.Öğr.Üy.Mehmet UĞURLU'nun sorumluluğunda yürütülecek olan "Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi Görüntüleri Üzerinden Derin Öğrenme Yöntemiyle Geliştirilmiş Yapay Zeka Algoritmalarıyla Faringeal Havayolu Değerlendirilmesi" başlıklı araştırma/çalışma gereç, amaç, yaklaşım ve yöntemleri dikkate alınarak incelenmiş ve uygun bulunmuş olup, araştırmanın/çalışmanın gerçekleştirilmesinde etik ve bilimsel yönden sakınca bulunmadığına oy birliği ile karar verilmiştir. Araştırmacılara başarılar dileriz.



T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
GİRİŞİMSEL OLMAYAN KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU
BAŞKANLIĞI

Çalışmanın Başlığı: "Konik Işınlı Bilgisayarlı Tomografi Görüntüleri Üzerinden Derin Öğrenme Yöntemiyle Geliştirilmiş Yapay Zeka Algoritmalarıyla Faringeal Hava Yolu Değerlendirilmesi"

GİRİŞİMSEL OLMAYAN KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU		
	Unvanı/Adı/Soyadı	Kurumu
1	Prof.Dr.Merih ÖZGEN (Başkan)	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon AD
2	Prof.Dr.Hava ÖSKÜDAR TEKE (Başkan Yardımcısı)	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi İç Hastalıkları AD / Hematoloji BD
3	Doç.Dr.Ferdi KÖŞGER (Raportör)	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Ruh Sağlığı ve Hastalıkları AD
4	Prof.Dr.Ömür ŞAYLIGİL	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Tıp Tarihi ve Etik A.D
5	Prof.Dr.Selma DİNÇER ÖNER	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Nefroloji AD
6	Prof.Dr.Özlem ÖRSAL	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sağlık Bilimleri Fakültesi Halk Sağlığı Anabilim Dalı
7	Prof.Dr.Suzan ŞAYLISOY	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Radyoloji AD
8	Doç.Dr.Gökçe YORULMAZ	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi İç Hastalıkları AD / Endokrinoloji ve Metabolizma Hastalıkları BD
9	Doç.Dr.Muhammed Fatih ÖNSÖZ	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Halk Sağlığı AD
10	Doç.Dr.Melih VELİPAŞAOĞLU	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Kadın Hastalıkları ve Doğum AD
11	Doç.Dr.Zeren BARIŞ	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Çocuk Sağlığı ve Hastalıkları AD / Çocuk Gastroenteroloji BD
12	Doç.Dr.Mustafa Deger BİLGEÇ	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Göz Hastalıkları AD
13	Doç.Dr.Esra YEŞİLOVA	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi AD
14	Dr.Öğr.Üy.F.Nazlı DURMAZ ÇELİK	Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Nefroloji AD
15	Av.Önder CAN	Hukuk