



İSTANBUL MEDENİYET ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİYOLOJİK VERİ BİLİMİ ANABİLİM DALI

**Odyogramların Otomatik Olarak Okunması ve
Değerlendirilmesi İçin Bir Görsel İşleme Yazılımı
Geliştirilmesi ve Test Edilmesi**

Yüksek Lisans Tezi

Beyza Nur BAŞTÜRK

Nisan 2023



İSTANBUL MEDENİYET ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİYOLOJİK VERİ BİLİMİ ANABİLİM DALI

**Odyogramların Otomatik Olarak Okunması ve
Değerlendirilmesi İçin Bir Görsel İşleme Yazılımı
Geliştirilmesi ve Test Edilmesi**

Yüksek Lisans Tezi

Beyza Nur BAŞTÜRK

Danışman

Prof. Dr. Hasan GÜÇLÜ

Eş danışman

Assist. Prof. Dr. Abbas MEMİŞ

Nisan 2023

TEZ JÜRİSİ ONAYI

Beyza Nur Baştürk tarafından hazırlanan "Odyogramların Otomatik Olarak Okunması ve Değerlendirilmesi İçin Bir Görsel İşleme Yazılımı Geliştirilmesi ve Test Edilmesi " başlıklı bu Yüksek Lisans Tezi, Biyolojik Veri Bilimi Anabilim Dalı'nda hazırlanmış ve jürimiz tarafından kabul edilmiştir.

JÜRİ ÜYELERİ

İMZA

Tez Danışmanı:

Unvanı Adı Soyadı Prof. Dr. Hasan GÜÇLÜ
Kurumu İstanbul Medeniyet Üniversitesi

Üyeler:

Unvanı Adı Soyadı Prof. Dr. Handan ANKARALI
Kurumu İstanbul Medeniyet Üniversitesi

Unvanı Adı Soyadı Assist. Prof. Dr. Erkan KARABEKMEZ
Kurumu İstanbul Medeniyet Üniversitesi

Unvanı Adı Soyadı Assist. Prof. Dr. Abbas MEMİŞ (Eş
Danışman)
Kurumu İstanbul Sağlık ve Teknoloji Üniversitesi

Unvanı Adı Soyadı Prof. Dr. Songül VARLI
Kurumu Yıldız Teknik Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: / / 20....

BEYANLAR

Yazım ve Kaynak Gösterme Kılavuzu Beyanı

Danışmanlığımda yazılan bu tezin APA yazım ve kaynak gösterme kılavuzunda belirtilen kurallara uygun olarak yapılandırıldığı ve bu kılavuzun APA 7.0 kaynak gösterme standartlarının bu tezde tutarlı olarak uygulandığı tarafımdan incelenerek teyit edilmiştir.

İmza

Danışmanın Unvanı Adı Soyadı

Prof. Dr. Hasan GÜÇLÜ

Etik İlkeler Sadakat Beyanı

Hazırladığım bu tezin tamamen kendi çalışmam olduğunu, akademik ve etik kuralları gözeterek çalıştığımı ve her alıntıya kaynak gösterdiğimi beyan ederim.

İmza

Öğrencinin Adı Soyadı

Beyza Nur BAŞTÜRK

ÖZET

Odyogramların Otomatik Olarak Okunması ve Değerlendirilmesi İçin Bir Görsel İşleme Yazılımı Geliştirilmesi ve Test Edilmesi

Baştürk, Beyza Nur

Yüksek Lisans Tezi, Biyolojik Veri Bilimi Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Hasan Güçlü

Eş Danışman: Assist. Prof. Dr. Abbas Memiş

Nisan 2023

Bu tez çalışmasında, odyogramların bilgisayar destekli olarak otomatik bir biçimde okunması, değerlendirilmesi ve dijitalleştirilmesi amacıyla yapılan bir araştırma çalışması sunulmuştur. Bilindiği üzere, klinikte odyologlar ve odyometristler tarafından yapılan odyometrik testlerin sonucunda gözlemlenen bulgular odyogram kâğıtları üzerine çeşitli semboller kullanılarak aktarılmaktadır. Odyometrik testler sonucunda doldurulan odyogram kâğıtlarının bir kopyası klinikte fiziksel olarak arşivlenirken asıl olan odyogram kâğıdı hastaya verilir. Uzun süre takip gerektiren hastalar raporların hepsini saklamak zorunda kalır. Odyoloji kliniklerinde yaşanan en büyük sıkıntı buradan kaynaklanır ve hasta takibi zorlaşır. Bu sebeple odyogram kâğıtlarının dijital olarak saklanması ve gerektiği zaman bu dijital belgelere kolaylıkla erişim sağlanmasının bu süreci önemli ölçüde kolaylaştıracağı düşünülmektedir. Buna bağlı olarak da taranarak dijital görüntü haline getirilmiş odyogramlar üzerindeki çeşitli odyolojik sembollerin bilgisayar yazılımları yoluyla otomatik olarak tespit edilmesi ve bunun sonucunda da otomatik olarak yorumlanması mümkün olabilmektedir. YOLO nesne tespit algoritması kullanılarak, 2200 adet odyogram görüntüsü üzerinde gerçekleştirilen deneysel çalışmalarda oldukça başarılı sonuçlar gözlemlenmiş olup 19 farklı işitsel sembol için çapraz doğrulamada $0,975 \pm 0,005$ keskinlik, $0,977 \pm 0,003$ duyarlılık, $0,972 \pm 0,006$ mAP50 ve $0,734 \pm 0,007$ mAP50-95; sabit genişlikli bölümle ile oluşturulan modelde $0,979$ keskinlik, $0,986$ duyarlılık, $0,982$ mAP50 ve $0,782$ mAP50-95 olarak ölçülmüştür. Sembollerin bulunduğu konumun frekans-desibel bilgileri çıkarılarak odyogramlar yazılımla dijital görüntü haline getirilmiş ve gerekli hesaplamalar yapılarak hasta raporu otomatik olarak elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Zekâ, Makine Öğrenmesi, Odyolojik Sembol Tespiti, Odyogram, Nesne Tespiti, YOLOv5

ABSTRACT

Developing and Testing a Visual Processing Software for Automatic Recognition and Evaluation of Audiograms

Baştürk, Beyza Nur

Master's Thesis, Department of Biological Data Science

Supervisor: Prof. Dr. Hasan Güçlü

Co-supervisor: Assist. Prof. Dr. Abbas Memiş

In this thesis, a research study is presented to automatically read, evaluate and digitize audiograms with computer aid. As it is known, the findings observed as a result of the audiometric tests performed by audiologists and audiometrists in the clinic are transferred on audiogram papers by using various symbols. While a copy of the audiogram papers filled as a result of the audiometric tests is physically archived in the clinic, the original audiogram paper is given to the patient. Patients who require long-term follow-up have to keep all the reports. This is the biggest problem experienced in audiology clinics and patient follow-up becomes difficult. For this reason, it is thought that digital storage of audiogram papers and easy access to these digital documents when necessary will significantly facilitate this process. Accordingly, it is possible to automatically detect and interpret various audiological symbols on audiograms that have been scanned into digital images via computer software. Experimental studies performed on 2200 audiogram images using the YOLO object detection algorithm showed very successful results, with 0.975 ± 0.005 precision, 0.977 ± 0.003 recall, 0.972 ± 0.006 mAP50 and 0.734 ± 0.007 mAP50-95 in cross validation for 19 different auditory symbols; In the model created with a fixed-width segment, it was measured as 0.979 precision, 0.986 recall, 0.982 mAP50 and 0.782 mAP50-95. By extracting the frequency-decibel information of the location of the symbols, the audiograms were converted into digital images with the software and the patient report was obtained automatically by making the necessary calculations. By extracting the frequency-decibel information of the location of the symbols, the audiograms were converted into digital images with the software and the patient report was obtained automatically by making the necessary calculations.

Keywords: Artificial Intelligence, Machine Learning, Audiological Symbol Detection, Audiogram, Object Detection, YOLOv5

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasının yürütülmesinde ve yüksek lisans eğitiminin başından beri her türlü fikre, projeye destek olan danışmanım Prof. Dr. Hasan Güçlü'ye, yazılım ve bilgisayarla ilgili öğrenmem gereken her türlü bilgiye ulaşmamda destek olan ve gece gündüz demeden toplantılarla çalışmalarında yardımcı olan eş danışmanım Assist. Prof. Dr. Abbas Memiş'e, her daim bana destek olan annem Hülya Baştürk'e ve babam Mehmet Baştürk'e, çalışmamın başlangıcı ve devamında yoğun destek sağlayan değerli arkadaşım Uzman Odyolog Fatmanur Kömür'e, veri toplamam konusunda yardımcı olan başta Habib Tekdemir ve tüm arkadaşlarıma, veri etiketleme konusunda destek olan arkadaşlarım İsmet Poyraz, Esra Demirel, Merve Sultan Küçük'e ve çalışmama küçük ya da büyük herhangi bir yardımı esirgemeyen herkese teşekkür ederim.

İçindekiler Tablosu

Kısaltmalar Listesi	I
Tablolar Listesi.....	II
Şekiller Listesi	III
1. Giriş	1
1.1 Amaç	1
1.2 İlgili Çalışmalar.....	2
1.3 Kapsam.....	7
2. Odyometri Testi ve Odyolojik Semboller.....	9
2.1 Odyogram Raporlama	12
3. Materyal.....	16
4. Yöntem	21
4.1 Veri Ön-İşleme	21
4.1.1. Odyogram kâğıdı hizalama	21
4.1.2. Odyogram bölgesinin çıkarımı	22
4.1.3. Odyogram görüntülerinin ayıklanması	22
4.2. Odyogram Görüntülerinde Odyolojik Sembollerin Etiketlenmesi.....	24
4.3. YOLO Algoritması.....	24
4.4. Değerlendirme Metrikleri.....	26
5. Deneysel Çalışmalar	30
5.1. Sembol Tespit Modellerinin Oluşturulması	30
5.1.1. Modeller için veri setlerinin hazırlanması	30
5.1.1.1. Çapraz doğrulama için sembol tespit modellerinin oluşturulması. 30	
5.1.1.2. Eğitim veri seti veri setinin %80'inden oluşan sembol tespit modellerinin oluşturulması.	30
5.1.2. Modellerin eğitilmesi	32
5.1.2.1. Sembol tespit modellerinin eğitimi ve bu modellerin eğitiminde kullanılan parametreler.....	32

5.2. Modellerin Test Edilmesi ve Bulguların Hesaplanması	32
6. Deneysel Bulgular	33
6.1. Çapraz Doğrulama Yöntemi Kullanılarak Oluşturulan Modellere Ait Bulgular	33
6.1.1. Model 1'e ait bulgular.....	35
6.1.2. Model 2'ye ait bulgular.....	42
6.1.3. Model 3'e ait bulgular.....	49
6.1.4. Model 4'e ait bulgular.....	56
6.1.5. Model 5'e ait bulgular.....	63
6.1.6. Performans değerlendirmesi	69
6.2. Sabit genişlikli bölümlleme ile oluşturulan modele ait bulgular.....	74
7. Odyogramların Görselleştirilmesi ve Yorumlanması	82
8. Tartışma	88
9. Sonuçlar ve Öneriler	92
Referanslar	94

Kısaltmalar Listesi

ASHA	American Speech-Language-Hearing Association
Hz	Hertz
dB	desibel
dB HL	desibel işitme seviyesi (hearing level)
SISI	Kısa Artışlı Hassasiyet İndeksi (Short-increment Sensitivity Index)
ABLB	Alternatif Binaural Ses Yüksekliği Dengesi (Alternate Binaural Loudness Balance)
MLB	Mono Ses Yüksekliği Denge (Monaural Loudness Balance)
IoU	Birleşim üzerinden Kesişim (Intersection over Union)
YOLO	You Only Look Once
Faster R-CNN	Faster Region Based Convolutional Neural Network
Mask R-CNN	Mask Region Based Convolutional Neural Network

Tablolar Listesi

Tablo 1	Odyolojik sembollerin anlamlarını içeren tablo.	12
Tablo 2	Clark tarafından 1981 yılında oluşturulmuş işitme kaybı derecelerinin sınıflandırılmasını gösteren tablo.	14
Tablo 3	Türkiye kliniklerinde kullanılan işitme kaybı derecelerinin sınıflandırılmasını gösteren tablo.	14
Tablo 4	İşitme kaybı tiplerinin belirlenmesinde kullanılan kuralları içeren tablo.	15
Tablo 5	Ölçüm şekli, eşik varlığı, ölçüm tipi, ölçüm yapılan kulağa göre sembollerin sınıflandırılması.	20
Tablo 6	Sınıf etiketlerinin modellerin eğitim, doğrulama ve veri seti üzerinde dağılımı.	34
Tablo 7	Model 1'e ait validasyon sonuçlarını gösteren tablo.	38
Tablo 8	Model 1'e ait test sonuçlarını gösteren tablo.	39
Tablo 9	Model 2'ye ait validasyon sonuçlarını gösteren tablo.	40
Tablo 10	Model 2'ye ait test sonuçlarını gösteren tablo.	46
Tablo 11	Model 3'e ait validasyon sonuçlarını gösteren tablo.	52
Tablo 12	Model 3'e ait test sonuçlarını gösteren tablo.	53
Tablo 13	Model 4'e ait validasyon sonuçlarını gösteren tablo.	59
Tablo 14	Model 4'e ait test sonuçlarını gösteren tablo.	60
Tablo 15	Model 5'e ait validasyon sonuçlarını gösteren tablo.	66
Tablo 16	Model 5'e ait test sonuçlarını gösteren tablo.	67
Tablo 17	Modellerin doğrulama ve test sonuçlarının karşılaştırıldığı tablo.	71
Tablo 18	Çapraz doğrulama için modellerin her sınıf üzerinde doğrulama sonuçlarının karşılaştırıldığı tablo.	72
Tablo 19	Çapraz Doğrulama için modellerin her sınıf üzerinde test sonuçlarının karşılaştırıldığı tablo.	73
Tablo 20	Modele ait doğrulama sonuçlarını gösteren tablo.	77
Tablo 21	Modele ait test sonuçlarını gösteren tablo.	78

Şekiller Listesi

Şekil 1	Odyogram kâğıdındaki bölümler	10
Şekil 2	Odyometri testinde kulaklıkların yerleşimi	11
Şekil 3	Veri toplama için oluşturulan odyogram kâğıtları	17
Şekil 4	Odyogramlara yapılan örnek işaretlemeler	19
Şekil 5	Canny kenar tespiti kullanılarak odyogram kâğıdı üzerinde eğiklik açısının hesaplanmasında kullanılan yatay ve dikey çizgilerin Houghline ile tespiti	23
Şekil 6	Dörtlü odyogram kâğıdında belirlenen odyogram bölgeleri	23
Şekil 7	Odyogram üzerinde sembol etiketleme örneği	25
Şekil 8	YOLO modelinin nesne tespiti örneği	26
Şekil 9	YOLOv5 mimarisi	26
Şekil 10	Sınıf karmaşıklık matrisi	27
Şekil 11	Çapraz doğrulama katlarının Model 1 için kullanımını gösteren diyagram	31
Şekil 12	Sabit genişlikli bölümlleme ile eğitim, doğrulama ve test veri kümelerinin oluşturulması	31
Şekil 13	Veri setinin sınıflara göre veri setindeki tüm sembollerin sınıflara göre dağılımı	33
Şekil 14	Model 1 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.	35
Şekil 15	Model 1'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.	36
Şekil 16	Model 1'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.	37
Şekil 17	Model 1'e ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi	41
Şekil 18	Model 2 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.	42
Şekil 19	Model 2'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.	43
Şekil 20	Model 2'ye ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.	47
Şekil 21	Model 2'ye ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi	48
Şekil 22	Model 3 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.	49
Şekil 23	Model 3'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.	50
Şekil 24	Model 3'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.	54
Şekil 25	Model 3'e ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi	55
Şekil 26	Model 4 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.	56
Şekil 27	Model 4'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.	57
Şekil 28	Model 4'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.	61
Şekil 29	Model 4'e ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi	62
Şekil 30	Model 5 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.	63
Şekil 31	Model 5'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.	64
Şekil 32	Model 5'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.	68

Şekil 33	Model 5'e ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi	69
Şekil 34	Tüm modellere ait eğitim, doğrulama ve test veri sınıf dağılımları	70
Şekil 35	Sabit genişlikli bölümlleme ile oluşturulan model için veri setinin sınıflara göre dağılımı	74
Şekil 36	Veri setindeki sembollerin sabit genişlikli bölümlleme ile oluşturulan model için dağılımı	75
Şekil 37	Modele ait eğitim ve doğrulama sonuçlarını gösteren tablo	76
Şekil 38	Modele ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi	80
Şekil 39	Modele ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi	81
Şekil 40	Odyogramın sayısal hale getirilmesi ve raporlanmasını anlatan diyagram	82
Şekil 41	Odyogram kâğıdına ait sonuç listesi içeriği	84
Şekil 42	Odyogram kâğıdında odyogram bölgesinin tespit edilmesi ve odyogram bölgesinin çıkarılması	85
Şekil 43	Odyogram üzerinde sembollerin tespit edilmesi ve konum bilgilerinin çıkarılması	86
Şekil 44	Odyoram üzerinden elde edilen sonuçların arayüz üzerinde gösterimi	87

BİRİNCİ BÖLÜM

1. Giriş

1.1 Amaç

Ülkemizde sıklıkla işitme kaybı şüphesi nedeniyle yapılan işitme testleri; okul çağı işitme taramalarında, iş yeri taramalarında veya farklı hastalıkların tanısında bir bulguya ulaşmak için Odyoloji kliniklerinde odyolog veya odyometrist tarafından yapılmaktadır. Yapılan testlere ait bulgular odyogramlara işaretlenmektedir. (Saunders, 2011) Odyogramlara yapılan işaretlerde her biri özel anlamlara gelen semboller kullanılmaktadır. Hastanın işitme kaybına yönelik sonuçları raporlanarak odyogram kâğıdına yazılıp hastaya verilmektedir.

Günümüzde odyoloji kliniklerinin işleyişinde ve hasta takibinin sorunsuz bir şekilde yapılmasında bazı aksaklıklar yaşanmaktadır. Bunun en başta gelen nedenleri şunlardır:

- Odyolog ve uzman doktor arasında sağlıklı iletişim kurulamaması,
- Odyolojik test sonucu ortaya çıkan frekans-şiddet bilgilerinin olduğu odyogram kâğıtlarının yalnızca fiziksel olarak arşivlenmesi,
- Hasta sonuçlarına istenildiğinde bilgisayar üzerinden kolaylıkla ulaşılamaması ve
- Hastanın takibi açısından kendi sonuçlarını saklamasında sorunlar yaşanmasıdır.

Odyometri cihazları her geçen gün teknolojik olarak daha da geliştirilmesine rağmen bu cihazların çıktısı olan odyogramların analizi ve uzman doktora iletilmesi

noktasında ne odyometri cihazı şirketleri ne de hastaneler efektif bir çözüm ortaya koyamamışlardır.

Çoğu hastanede hastalar sonuçlarını doktora kendileri götürmektedir çünkü bu sonuçlar doktorun kullanmış olduğu hasta takip sistemine dijital olarak işlenmemektedir. Örneğin radyoloji servislerinde başarılı bir şekilde kullanılan yazılımlarla radyolojik görüntüler kısa bir süre içerisinde ilgili doktorun kullandığı hasta takip sistemine işlenmekte ve değerlendirmeler hızlı bir şekilde yapılabilmektedir. Bu çalışmada, yapay zekâ ile nesne tespitine dayalı olarak odyogram kâğıdı üzerinde odyolojik sembol tespitinin yapılması, tespit edilen sembollerin odyogram üzerinden frekans ve desibel bilgilerinin çıkarılması, elde edilen bilgilerle odyogramların raporlanması ve dijital hale getirilmesi amaçlanmıştır. Böylece görüntü işleme yöntemleri ve bilgisayarlı görü teknikleri kullanılarak odyogramların sayısallaştırılması (dijital hale çevirme) ve arşivlenmesinin sağlanması mümkün olacaktır. Bununla birlikte odyogram analizlerinin yapılması ve bulgularının yorumlanması yazılım kullanılarak mümkün olabilecektir.

1.2 İlgili Çalışmalar

Önceki yıllarda yapılan çalışmalarda özellikle odyogram görüntüsünün sınıflandırılmasının üzerinde durulmuş olup odyogramların dijitalleştirilmesine ait çalışmalar son iki yıldır gündeme getirilmiştir. Odyogramların sınıflandırılmasına ait çeşitli çalışmalar (Kepekçi, 2022) özellikle otonom odyometri üretiminde (Er, 2020) önem kazanmıştır. Margolis ve arkadaşları (2008) tarafından otonom odyometrilerin istihdama etkisi üzerine yapılan çalışmada otonom odyometri testinin %80 oranında otomatikleştirildiği hesaplanmış olup istihdam üzerinde önemli bir etkisi olmayacağı

ancak personel zaman planlaması adına olumlu sonuçların olacağına dair olumlu yaklaşımı ortaya konmuştur.

Otonom odyometri testlerinde otonom odyogram yorumlama önemli bir yere sahiptir. Otonom yorumlama için makinenin uzman bir odyolog gibi karar verme yetkisine sahip olması gerekmektedir. Otonom yorumlama için yapılan çalışmalar eski dönemlerde yapılan klinik sınıflandırmalardan temel almaktadır. Guild (1932) ve Chart (1945) henüz kemik iletimi testi klinikte rutin olarak yapılmadığı zamanlarda lezyon yerine göre sınıflandırmayı dışarıda tutarak odyogramları şiddet, konfigürasyon ve kulaklar arası asimetriye göre klinik sınıflandırma sistemi geliştirmişlerdir. Ardından 2011 yılında Margolis ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada lezyon bölgesinin de dâhil edildiği yeni bir sınıflandırma geliştirilmiştir. Bu sistem 250-8000 Hz arası frekanslarda hava iletim eşikleri ve 500-4000 Hz arası kemik yolu eşiklerinin varlığında sınıflandırma yapabilmektedir. Sınıflandırma; işitmenin konfigürasyonu, işitme kaybının derecesi, kaybın lezyon bölgesi ve bu kaybın simetrik olma durumuna göre yapılmıştır. Bu sınıflandırma için 161 kural içeren sistem oluşturulmuştur. Bunun sonucunda Margolis ve arkadaşları (2011) odyogramları başarılı bir şekilde sınıflandırmışlardır.

Bilgisayar ve yazılım teknolojisinin gelişmesiyle geleneksel odyometri cihazlarının yerini bilgisayar tabanlı odyometri cihazları almaya başlamıştır. Odyometri cihazlarının tarihinde ortaya çıkan en çarpıcı gelişme, yapay zekânın otonom odyometri cihazlarında kullanılmaya başlanması olmuştur. Makine öğrenmesi ve yapay zekâ teknikleriyle geliştirilen otonom cihazlar için otonom yorumlama mekanizmaları geliştirilmiştir (Charih, 2019; Kassjański, 2022). Er (2020) tarafından yapılmış yüksek lisans tezinde otonom odyometri yazılımı için yapay zekâ destekli odyogram yorumlama geliştirilmiştir. Yaptığı çalışmada otonom yorumlama için veri

tabanına girilmiş olan eşik değerleri kullanılmıştır. Elde edilen bulgulara göre hazırlanan sistemin tanı koyma hususunda etkin olduğu gözlemlenmiş ve klinik akışı destekleyeceği ortaya konmuştur.

Odyogram sınıflandırma, odyogramların sayısallaştırmasıyla (dijital hale getirme) desteklenebilir. Hava ve kemik yolu eşikleriyle yapılan hesaplamalar hem işitme kaybı derecesini hem de işitme kaybının tipini belirlememizi sağlamaktadır. Bu işlemler odyoloji kliniklerinde uzman kişiler tarafından tamamen el yordamıyla ve uzmanın tecrübesine dayalı olarak yapılır. Odyogramdaki sembollerin bilgisayarlı görü ve görüntü işleme yöntemleri kullanılarak denetimli bir şekilde otomatik sınıflandırılması yapılabilir. Bu işlemlerin yapılabilmesi için ilk aşamada odyogram kâğıtlarının telefon, tarayıcı, kamera, fotoğraf makinesi gibi cihazlarla taranıp dijital ortama aktarılması gerekmektedir. Güncel bilimsel literatürde odyogramların sayısal hale getirilmesi ve otomatik olarak sınıflandırılması amacıyla yapılan çalışmalar oldukça azdır ve kısıtlıdır. Odyogramların sayısal hale getirilmesi alanındaki ilk çalışma Li ve arkadaşları (2021) tarafından yapılmıştır. Çalışmada bilgisayar ortamında oluşturulan hasta odyogramları kullanılmıştır. Çok Aşamalı Odyogram Yorumlama (Multi-Stage Audiogram Interpretation Network, MAIN) yazılımı geliştirmişlerdir. Çalışmayı, bilgisayar ortamında oluşturulan 34 hasta odyogramının 420 kamera fotoğrafı ve farklı odyogramların ek olarak taranmış 30 görüntüsünü içeren açık olarak sundukları veri seti üzerinden yapmışlardır. Başarılı bir yazılım geliştirmiş olmalarıyla beraber çalışma için kullanılan odyogramların bilgisayar ortamında düzenlenmiş olması, odyogram işaretlemeye kullanılan yalnızca iki sembolün sınıflandırılmış olması nedeniyle bu çalışma odyogram yorumlama için yetersiz kalmıştır. Çünkü bir odyogram sonucu yorumlanırken hem hava yolu işitme eşiği ölçümüne hem de kemik yolu işitme eşiği ölçümüne bakarak hastanın işitmesi

hakkında bilgi sahibi olunur. İki ölçüm arasındaki farka bağlı olarak işitme kaybının tipi yorumlanır. Bunun dışında işitme konfigürasyonuna da bakılarak spesifik sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu sonuçlar odyometri testinden önce yapılmış olan immitansmetrik ölçümlerle desteklenmelidir.

Charih ve arkadaşları (2022) odyogram dijitalleştirme üzerine yaptıkları çalışmada üç farklı eğitilmiş model kullanarak bir yazılım oluşturmuştur. Yaptıkları çalışmada sembol tespit modeli için 8 sınıfa ait sembollerin tespitine dayalı nesne tespit modeli oluşturmuşlardır. Bir dijitalleştirme stratejisi hazırlayarak odyogram kâğıdı üzerinde odyolojik sembolleri oldukça başarılı bir şekilde tespit etmişler ve bu sembollerin odyogram üzerinde frekans-şiddet konumlarını belirleyebilen bir algoritma geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri yazılım tespit edilen her sembol için sembole ait özellikleri ve frekans-desibel bilgilerini içeren bir çıktı vermektedir. Bu çalışmada asıl amaç odyogramların dijital olarak arşivlenmesi üzerine olmuş olsa da sembol tespiti için yalnız 8 sembolün tespitinin yapılması yetersiz kalmıştır. Buradan yola çıkarak bu tez çalışmasında odyolojik sembol sınıflarının hepsi kullanılarak odyolojik sembol tespiti için yapay zekâ modeli oluşturuldu.

Li ve arkadaşları (2021) yaptıkları çalışmada Faster Region Based Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) ve Mask Region Based Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) algoritmalarını kullanarak oluşturdukları model ile yazılım geliştirmişlerdir. Charih ve arkadaşları (2022) ise son zamanlarda yaygın olarak tercih edilen You Only Look Once (YOLO) algoritmasını kullanmıştır.

Bu tez çalışmasına benzer şekilde; taranmış veriler üzerinden sembol tespit modeli geliştirilen çalışmalar mühendislik (Elyan, 2018), mimarlık (Rezvanifar,

2020), mzik (Pacha, 2018), matematik (Alvaro, 2014), coęrafya (Guo, 2021) gibi alanlarda da yapılmaktadır. Bu alanlarda alıřmalar daha uzun zamandır var olduęu iin odyoloji alanına gre daha kkldr. rneęin mzik alanında Pacha ve arkadaşları (2018) tarafından 17. yy'den kalma el yazısı notasyona ait kaynaklar zerinde yapılan sembol tespiti alıřmasında ResNet-v2 modeli kullanarak sembol tespit modeli elde edilmiřtir. Yine mzik alanında Miro (2019) tarafından yapılan tez alıřmasında notasyon sembol tespiti zeri yapılmıřtır. Miro alıřmada Resnet-101 ile Faster R-CNN mimarisi kullanmıř ve dokuz adet beste ile yaptıęı testlerin sonucunda olduka bařarılı sonular elde etmiřtir. Mzik alanında yapılan alıřmalarda, sembollerin tespitinin yanı sıra notasyonun konumunun da hesaplanması nem arz etmiř ve alıřmalarda tespit edilen sembollerin porte zerindeki konumları da hesaplanmaya alıřılmıřtır. Matematik alanında ise Zhang ve arkadaşları (2019) tarafından yapılan alıřmada bilgisayar ortamında oluřturulmuř denklemler kullanılarak, YOLOv3 yapay zekâ algoritması ile yapay zekâ modeli oluřturulmuřtur. Zhang ve arkadaşları yaptıkları bu alıřmada tespit edilen matematiksel ifadelerin pozisyon bilgisini kullanarak bilgisayar ortamına aktarılmasını saęlamıř ve oluřturdukları modelde %74,3 oranında bařarı elde etmiřlerdir. İ mimarlık alanında yapılmıř alıřmalar incelendięinde ise daire ii eřya konumlandırılması iin bilgisayar zerinden yapılan izimlere ait sembollerin tespiti iin sistemler geliřtirilmeye alıřılmıřtır. Sembollerin tespiti ve oda ii konumları kullanarak modeller oluřturulmuřtur. (Rezvanifar, 2020)

Literatrde dięer alanlardaki rnek alıřmalara bakılarak ve odyoloji alanında son iki yılda yapılan alıřmaların incelenmesi ile sembol tespit modeli eęitimleri iin kullanılan sembol sınıfının eksiklięi gz nnde bulundurularak bu tez alıřmasında Trkiye kliniklerinde kullanılan odyolojik sembollerle oluřturulan odyogramlar

üzerinden yapay zekâ modelleri oluşturulmuş; odyolojik sembollerin otomatik olarak tespit edilmesi, odyogramların yazılım tabanlı olarak görselleştirilmesi ve bulguların otomatik olarak raporlanması hedeflenmiştir.

1.3 Kapsam

Çalışmada odyogram verisi toplama, toplanan verilerin taranarak sayısallaştırılması, odyogram kâğıdı üzerinden odyogramın tespiti, tespit edilen odyogram bölgesinin odyogram kâğıdı üzerinden çıkarılması, odyogram üzerindeki sembollerin başarılı bir şekilde tespit edilmesi, tespit edilen sembollerin frekans-şiddet bilgilerinin hesaplanması, tespit edilen her sembole ait bilgiler kullanılarak odyogramların görselleştirilmesi ve odyogramların yorumlanması hedeflenmiştir.

Odyoloji kliniklerinde yapılan testlerde kullanılan sembollerin şekli değişiklik gösterebilmektedir. Bir durum farklı kliniklerde farklı sembollerle ifade edilebilir. Ancak aynı klinik içerisinde bir ölçüm her zaman aynı sembol ile ifade edilir. Örneğin bir klinikte maskeli sağ hava kulak yolu eşiği üçgen () şeklinde gösterilirken farklı bir klinikte kare içinde yuvarlak () sembolü kullanılmaktadır. Bu semboller her frekans için yapılan ölçümde eşik varlığı, test edilen kulak, maskeleme varlığı, sesin iletim yolu gibi özelliklerine göre belirlenir. Genellikle odyogramlarda işitme eşiklerine dair işaretlemeler için toplamda 19 sınıf (sembol) bulunmaktadır. Odyolojik sembollere ait bilgiler daha detaylı olarak “Odyometri Testi ve Odyolojik Semboller” başlığı altında yer almaktadır. Çalışmamızda oluşturduğumuz sembol tespit modeli Türkiye’deki kliniklerde sıklıkla tercih edilen işaretlemeleri içermektedir.

Tez çalışması kapsamında öncelikle bir odyogram veri seti oluşturulması planlanmıştır. Bu bağlamda odyogram işaretleme ve ölçümü konusunda uzman kişiler

aracılığıyla önceden belirlenmiş bir sayıdaki odyogram kâğıdı doldurulmuş ve klinik seviyedeki işaretlemelere uygun veriler elde edilmiştir. Bu işaretlemeler odyolog ve odyoloji öğrencileri tarafından yapılmış olup sadece el yazısı ile doldurulmuş odyogram verilerini içermektedir. Tez çalışmasında esas olarak odyogram sembollerinin otomatik olarak tespit edilmesi amaçlandığından derin öğrenmeye dayalı güncel bir nesne tespit algoritması (YOLO) kullanılarak taranmış odyogram kâğıtlarındaki sembollerin otomatik tespiti hedeflenmiştir. Tez kapsamında, ayrıca, tespit edilen sembollerin yazılımsal bir grafik arayüzünde görselleştirilmesi de ele alınmıştır. Bu bağlamda, tespit edilen sembollerin frekans desibel bilgileri otomatik olarak çıkarılmış ve tespit edilen semboller bahsedilen odyogram arayüzü üzerinde ilgili konumlara yerleştirilmiştir. Çalışmada frekans desibel bilgilerinin otomatik olarak çıkarılması sayesinde, odyogram kâğıtlarının otomatik olarak yorumlanabileceği ve raporlanabileceği de düşünülmüş olup, hastaların ölçülen işitme değerlerine göre bir raporlama da yapılmıştır. Tez kapsamında ele alınan ve üzerine çalışma yapılan tüm bu hususlara ait detaylı bilgiler tez kitabının ilgili bölümlerinde paylaşılmıştır.

İKİNCİ BÖLÜM

2. Odyometri Testi ve Odyolojik Semboller

Odyometri testi, sessiz kabin içerisinde belli ekipmanlarla klinisyen tarafından yapılan ve bireylerin işitmesinin değerlendirildiği testtir. Bu testin sonuçlarının yer aldığı kâğıt odyogram kâğıdıdır. Odyometri testi farklı alt testlerden oluşur. Bu alt testler şunlardır: Saf Ses Odyometri, Konuşma Odyometrisi (Hirsh, 1952), Weber (Wahid, 2018), Kısa Artışlı Hassasiyet İndeksi (Short-increment Sensitivity Index, SISI) (Yantis, 1964), Tone Decay (Harbert, 1964), Alternatif Binaural Ses Yüksekliği Dengesi (Alternate Binaural Loudness Balance, ABLB) (Coles, 1976), MLB Mono Ses Yüksekliği Denge (Monoaural Loudness Balance, MLB) (Goodwin, 1980). Bu testlere ek olarak odyolojik immitansmetri testi sonuçlarını da içeren odyolojik test bulgularının işaretlenmesi ve gerekli yorumların yazılması için odyogram kâğıtları mevcuttur. Şekil 1’de bu bahsedilen bataryaların bulunduğu odyogram kâğıdına ait bölümler gösterilmektedir. Odyogram, genellikle 125-8000 Hertz (Hz) aralığındaki frekansları yatay eksen, -10 – 120 desibel (dB HL) aralığındaki şiddetleri dikey eksen, gösteren tablodur. Tabloda her kesişim bir frekans-desibel değerini göstermektedir.

Odyoloji kliniklerinde, genellikle saf ses odyometrisi testi frekans için 125-8000 Hz ve şiddet için -10-120 dB HL aralığında yapılan bireyin her iki kulağı için bu frekanslarda duyduğu en düşük şiddet seviyesini ölçmektedir. Saf ses odyometri testi, hava yolu ve kemik yolu kullanılarak yapılan iki aşamadan oluşan işitme ölçümüdür. Hava yolu kullanılarak yapılan ölçümlerde genellikle 250-8000 Hz frekansları değerlendirilirken kemik yolu kullanılarak yapılan ölçümlerde 500-4000 Hz

frekansları değerlendirilmektedir. Gerekli görülen durumlarda hastanın 20000 Hz'e kadar olan yüksek frekanslardaki işitme eşikleri de ölçülmektedir.

Şekil 1

Odyogram kâğıdındaki bölümler.

Soyadı :		Adı :		Tarih : / / 20.....																																					
Cinsiyeti :		İşi :		Doğum Yılı : / /																																					
Adresi :		Sicil No :		Protokol No :																																					
Gönderen Doktor :		Odyometre :		Son Odyo Tarihi : / / 20.....																																					
Hasta Bilgileri																																									
SAF SES EŞİK ODYOGRAMI ISO - 1964																																									
İŞİTME SEVİYESİ (dB)	125	250	500	1000	2000	4000	8000																																		
	Odyogram																																								
Hertz (Hz) Olarak Frekans																																									
<table border="1"> <tr> <td>Weber lat. olma</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>SISI (%ile)</td> <td>Sağ</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td></td> <td>Sol</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>Tone Decay (dB ile)</td> <td>Sağ</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td></td> <td>Sol</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> </table>							Weber lat. olma							SISI (%ile)	Sağ							Sol						Tone Decay (dB ile)	Sağ							Sol					
Weber lat. olma																																									
SISI (%ile)	Sağ																																								
	Sol																																								
Tone Decay (dB ile)	Sağ																																								
	Sol																																								
MASKE TİPİ :																																									
KISALTMALAR																																									
DY : Davranış Yok		TY : Test Yapılmadı		HS : Hissedilmiş Seviyesi																																					
TP : Test Yapılamadı		NA : Netice Alınamadı		IS : İşitme Seviyesi																																					
Kanı ve Tavsiyeler :																																									
Rapor																																									
SEMBOLLER																																									
Maskesiz		Sol (Mavi)		Sağ (Kırmızı)																																					
Maskeli																																									
Saf Ses Ortalamaları																																									
SAF SES ORTALAMASI (dB ile)																																									
Hava		Sol		Sağ																																					
Kemik																																									
Konuşma Odyometrisi Bulguları																																									
KONUŞMAYI ALMA EŞİĞİ (dB ile) "SRT"																																									
Çift/Hpir	Sol	Sağ	Aletle																																						
KONUŞMAYI ANLATIŞI (% ile) "SRT"																																									
Çift/Hpir	Sol	Sağ	Aletle																																						
KONUŞMAYI ANLATIŞI (% ile) "SRT"																																									
Çift/Hpir	Sol	Sağ	Aletle																																						
EDİCİ SES YÜKSEKLİĞİ "MCL" (dB ile)																																									
Çift/Hpir	Sol	Sağ	Aletle																																						
TEDİRGİN EDİCİ SES YÜKSEKLİĞİ "UCL" (dB ile)																																									
Çift/Hpir	Sol	Sağ	Aletle																																						
DİĞER TESTLER																																									
DİĞER																																									

Hava yolundan yapılan testlerde dış kulak yolundan toplanan sesler, orta kulak ve iç kulaktan geçerek beyin işitme ile ilgili bölgelerine iletilmektedir. Bu testlerde kulak üstü/kulak içi kulaklık veya hoparlör gibi ekipmanlar tercih edilmektedir. Kemik yolundan yapılan testlerinde ekipman olarak kemik vibratör kullanılmaktadır. Kemik vibratör hastanın sağ ya da sol mastoid kemiğine basınç yapacak şekilde

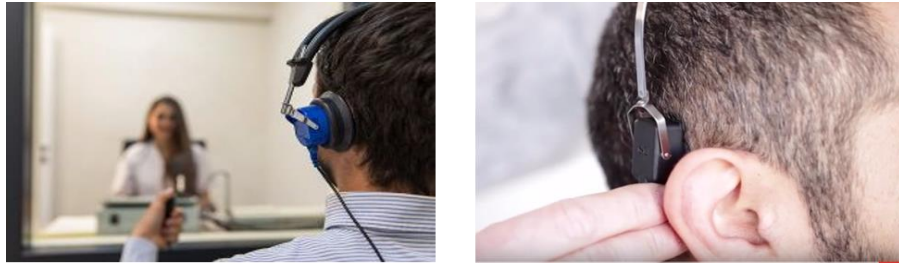
yerleştirilmektedir. Bu yerleşimde kulak kepçesine değmemesine özen gösterilir. Bu ölçümde hava yolu ekarte edilerek hastanın direkt iç kulakta bulunan kokleayı uyarak işitmesi ölçülmektedir. Bu iki ölçüm sonucunda varsa işitme kaybının tipi ve derecesi her iki kulak için saptanmaktadır. Şekil 2’de odyometri testinde kullanılan kulak üstü kulaklık ve kemik vibratörün yerleşimi gösterilmektedir.

Bazı durumlarda hastaya gönderilen ses uyarını test edilmeyen kulaktan da duyulabilmektedir. Bu durumu engellemek amacıyla test edilmeyen kulağı meşgul etmek için test edilmeyen kulağa belli şiddet ve frekans aralığında maske gürültüsü gönderilmektedir. Bu işleme maskeleme adı verilir.

Saf ses odyometrisinde yukarıda bahsedilen testlerin bulguları odyogram üzerine test yapılan kulak, ölçüm yolu, maskeleme varlığı ve eşik varlığına bakılarak belli semboller kullanılarak işaretlenir. Örneğin sağ kulak hava yolu eşiği kırmızı renkte daire sembolü ile gösterilirken sol kulak hava yolu eşiği mavi renkte çarpı sembolü ile gösterilmektedir. Maskeleme varlığında hava yolu eşiği sembolleri, Türkiye kliniklerinde, genellikle kare içine alınırken eşik olmama durumunda ise sembolün hemen altına aşağı doğru ok çizilerek gösterilmektedir. (Bkz: Tablo 1)

Şekil 2

Odyometri testinde kulaklığın yerleşimi (solda)¹ ve kemik vibratörünün yerleşimi (sağda).²



¹ Emel Uğur. <https://emelugur.com/genc-yetiskinlerde-isitme-kaybi>, Erişim Tarihi:14.05.2023

² Microtech. <https://www.ortofon.com/microtech/bone-conductors/bone-vibrators-in-general/>, Erişim Tarihi:14.05.2023

Tablo 1

Odyolojik sembollerin anlamlarını içeren tablo.

○	: Maskesiz sağ kulak hava yolu	×	: Maskesiz sol kulak hava yolu
◻	: Maskeli sağ kulak hava yolu	⊗	: Maskeli sol kulak hava yolu
<	: Maskesiz sağ kulak kemik yolu	>	: Maskesiz sol kulak kemik yolu
┌	: Maskeli sağ kulak kemik yolu	┐	: Maskeli sol kulak kemik yolu
○	: Maskesiz sağ kulak hava yolu eşik yok	×	: Maskesiz sol kulak hava yolu eşik yok
◻	: Maskeli sağ kulak hava yolu eşik yok	⊗	: Maskeli sol kulak hava yolu eşik yok
<	: Maskesiz sağ kulak kemik yolu eşik yok	>	: Maskesiz sol kulak kemik yolu eşik yok
┌	: Maskeli sağ kulak kemik yolu eşik yok	┐	: Maskeli sol kulak kemik yolu eşik yok
CI	Koklear İmplantlı Ölçüm	A	İşitme Cihazlı Ölçüm
S	Serbest Alan		

2.1 Odyogram Raporlama

Odyologlar, odyogram üzerinden hastanın işitmesini yorumlarken saf ses ortalamasına, aynı kulak hava-kemik arasındaki farka ve işitme eşiklerinin konfigürasyonuna bakmaktadır. Saf ses ortalaması hesaplanırken 500 Hz, 1000 Hz, 2000 Hz’teki desibel değerlerinin aritmetik ortalaması alınmaktadır. Klinik tercihlerine göre 4000 Hz’teki desibel değeri de eklenerek ortalama hesaplanabilmektedir. Her iki kulak için hava ve kemik yolu eşiklerinin aritmetik ortalaması hesaplandıktan sonra tek bir kulak için desibel değerlerinin bulunduğu aralığa göre işitme kaybının derecesi, kemik yolu ve hava yolu eşiği arasındaki farka

göre de işitme kaybının tipi belirlenmektedir. Hastanın işitmesine ait raporlama bunlara göre yapılmaktadır.

İşitme kaybının derecesinin hesaplanmasında hava yolu saf ses ortalamasının bulunduğu aralıklar için kliniklerde farklı görüşler uygulanmaktadır. Dünya çapında yaygın olarak kullanılan işitme kaybı derecesi sınıflandırılması Clark tarafından 1981 yılında tanımlanan Amerikan Dil ve Konuşma-İşitme Derneğinin (American Speech-Language-Hearing Association, ASHA) önerdiği sınıflandırmadır. (Bkz: Tablo 2) Bu sınıflandırmada hava yolu saf ses eşik ortalaması; -10-15 dB arasında ise normal işitme, 16-25 dB arasında ise çok hafif, 26-40 dB arasında ise hafif, 41-55 dB arasında ise orta, 56-70 dB arasında ise orta-ileri, 71-90 dB arasında ise ileri, 91+ dB arasında ise çok ileri derecede işitme kaybı mevcuttur.

Türkiye’deki odyoloji kliniklerinde kullanılan sınıflandırmada hava yolu saf ses eşik ortalaması; -10-25 dB arasında ise normal işitme, 26-40 dB arasında ise çok hafif, 41-55 dB arasında ise hafif, 56-70 dB arasında ise orta, 71-90 dB arasında ise ileri, 91+ dB arasında ise çok ileri derecede işitme kaybı mevcuttur. (Bkz: Tablo 3)

İşitme kaybı tipini belirlemek için aynı kulak hava-kemik yolu arasındaki farka bakılmaktadır. Kemik saf ses ortalaması 20 dB’den küçük ve hava saf ses ortalaması 20 dB’den büyük olduğu durumda hava-kemik yolu saf ses ortalaması farkı 20 dB’den büyükse iletim tipi işitme kaybı söz konusu olmaktadır. Kemik yolu ve hava yolu saf ses ortalaması 15 dB altında olduğu durumda hava-kemik yolu saf ses ortalamaları arasındaki fark 15 dB’den büyükse mikst tip işitme kaybından söz ederken aynı kulak hava-kemik yolu saf ses ortalaması arasındaki fark 10 dB’den az ise sensörinöral tipte işitme kaybı söz konusu olmaktadır. Tablo 4’te işitme kaybı tiplerini belirlerken kullanılan kurallar bulunmaktadır. (Alshuaib, 2015)

Tablo 2

Clark tarafından 1981 yılında oluşturulmuş işitme kaybı derecelerinin sınıflandırılmasını gösteren tablo. (Clark, 1981)

İşitme Kaybı Dereceleri	İşitme Kaybı Aralığı (dB HL)
Normal	-10 – 15
Çok Hafif	16 – 25
Hafif	26 – 40
Orta	41 – 55
Orta-İleri	56 – 70
İleri	71 – 90
Çok İleri	91+

Tablo 3

Türkiye kliniklerinde kullanılan işitme kaybı derecelerinin sınıflandırılmasını gösteren tablo. (Belgin, 2015)

İşitme Kaybı Dereceleri	İşitme Kaybı Aralığı (dB HL)
Normal	-10 – 25
Çok Hafif	26 – 40
Hafif	41 – 55
Orta	56 – 70
İleri	71 – 90
Çok İleri	91+

Tablo 4

İşitme kaybı tiplerinin belirlenmesinde kullanılan kuralları içeren tablo. (Alshuaib, 2015)

İşitme Kaybı Tipleri	Hava Yolu Saf Ses Ortalaması	Kemik Yolu Saf Ses Ortalaması	Hava-Kemik Yolu Saf Ses Ortalaması Farkı
İletim Tipte İşitme Kaybı	> 20 dB	< 20 dB	> 20 dB
Sensorinöral Tipte İşitme Kaybı	> 15 dB	> 15 dB	< 10 dB
Mikst Tipte İşitme Kaybı	> 15 dB	> 15 dB	≥ 15 dB

Not. Saf ses ortalaması, 500, 1000, 2000, 4000 Hz'lerdeki dB HL cinsinden eşik ortalamasını ifade etmektedir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. Materyal

Odyoloji kliniklerinde kullanılan odyolojik sembollerle rastgele işaretleme yoluyla oluşturulacak olan odyogram verilerinin toplanması amacıyla iki tür kâğıt oluşturuldu. Bunlardan biri kliniklerde genellikle yapılan testlerin sonucunu içeren odyogram kâğıdı, diğeri odyolojik sembolleri odyogram üzerine toplanması için oluşturulan el yazısı ile doldurulması hedeflenen dört adet odyogramı içeren kâğıttır. Şekil 3'te veri toplamak için oluşturulan kâğıtlar yer almaktadır. Şeklin alt tarafında odyogram kâğıdı, üst tarafında ise sadece dört adet odyogram içeren kâğıt bulunmaktadır.

Odyogram kâğıtları, odyologlar ve odyoloji bölümü lisans öğrencileri olmak üzere toplam 100 kişi tarafından rastgele verilerle doldurulmuştur. Her bir kişi tarafından bir ya da daha fazla odyogram kâğıdı doldurulmuştur. On adet dörtlü odyogram kâğıdına ise kliniklerde kullanılan on dokuz odyolojik sembol, beraber bulunma ihtimalleri yüksek olan semboller bir arada olacak şekilde, odyogram üzerine rastgele işaretlenmiştir. Bu semboller Tablo 5'te gösterilmektedir. Toplamda 1000 adet dörtlü odyogram kâğıdı ve 100 adet odyogram kâğıdı toplanmıştır. 1000 adet dörtlü odyogram kâğıdı 4000 adet odyogram içermektedir. 4000 odyogram görüntüsünün kontrolü sırasında yanlış işaretlemelere sahip 428 adet odyogram veri setinden çıkarılmıştır. 2200 adet odyogram görüntüsü etiketlenerek modellerin oluşturulması için kullanılmıştır. 100 adet odyogram kâğıdı ise ileri çalışmalarda kullanılmak üzere arşivlenmiştir.

Katılımcılardan odyogram kâğıdındaki belli kısımların doldurulması talep edilmiştir. Bunlar; odyogram, saf ses ortalamalarını, konuşma testlerini içeren

Şekil 3

Veri toplama için oluşturulan odyogram kâğıtları.

Soyadı : _____ Adı : _____ Yılı : _____ / _____ / _____ Cinsiyeti : _____ Yaşı : _____ Doğum Yılı : _____ / _____ / _____ Adresi : _____ Sınıf No : _____ Gönderen Doktor : _____ Protokol No : _____ Test Yapan : _____ Değerlendirme : _____ Son Ölçüm Tarihi : _____ / _____ / _____	SAF SES EŞİK ODYOGRAMI ISO - 1944 SEMBOLLER <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr> <td>Hava</td> <td>Mümkün</td> <td>Sol Kulak</td> <td>Sağ Kulak</td> </tr> <tr> <td>Kemik</td> <td>Mümkün</td> <td>Sol Kulak</td> <td>Sağ Kulak</td> </tr> <tr> <td>Kemik</td> <td>Mümkün</td> <td>Sol Kulak</td> <td>Sağ Kulak</td> </tr> </table> SAF SES ODYOGRAFI (dB HL) 200 - 2000 Hz <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr> <td>Hava</td> <td>Sol</td> <td>Sağ</td> </tr> <tr> <td>Kemik</td> <td>Sol</td> <td>Sağ</td> </tr> </table> KONUŞMAYI ALMA EŞİĞİ (dB HL) "SRT" <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr> <td>Çift Kulak</td> <td>Sol</td> <td>Sağ</td> <td>Altıncı</td> </tr> </table> KONUŞMAYI KURTULMA EŞİĞİ (dB HL) SPEECH DISCRIMINATION <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr> <td>Çift Kulak</td> <td>Sol</td> <td>Sağ</td> <td>Altıncı</td> </tr> </table> EN BAŞARIYLA SES YAKINLAŞIĞI (dB HL) "MCL" <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr> <td>Çift Kulak</td> <td>Sol</td> <td>Sağ</td> <td>Altıncı</td> </tr> </table> TEORİK EDGİ SES YAKINLAŞIĞI (dB HL) "UCL" <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr> <td>Çift Kulak</td> <td>Sol</td> <td>Sağ</td> <td>Altıncı</td> </tr> </table> DEĞERLENDİRME <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr> <td>BT : Dışarıya Yıkılma</td> <td>TY : Test Yapılmadı</td> <td>HS : Hissedildi</td> <td>IS : Hissedildi</td> </tr> <tr> <td>TP : Test Yapılmadı</td> <td>NA : Netice Alınmadı</td> <td>IS : Hissedildi</td> <td>IS : Hissedildi</td> </tr> </table>	Hava	Mümkün	Sol Kulak	Sağ Kulak	Kemik	Mümkün	Sol Kulak	Sağ Kulak	Kemik	Mümkün	Sol Kulak	Sağ Kulak	Hava	Sol	Sağ	Kemik	Sol	Sağ	Çift Kulak	Sol	Sağ	Altıncı	Çift Kulak	Sol	Sağ	Altıncı	Çift Kulak	Sol	Sağ	Altıncı	Çift Kulak	Sol	Sağ	Altıncı	BT : Dışarıya Yıkılma	TY : Test Yapılmadı	HS : Hissedildi	IS : Hissedildi	TP : Test Yapılmadı	NA : Netice Alınmadı	IS : Hissedildi	IS : Hissedildi
Hava	Mümkün	Sol Kulak	Sağ Kulak																																								
Kemik	Mümkün	Sol Kulak	Sağ Kulak																																								
Kemik	Mümkün	Sol Kulak	Sağ Kulak																																								
Hava	Sol	Sağ																																									
Kemik	Sol	Sağ																																									
Çift Kulak	Sol	Sağ	Altıncı																																								
Çift Kulak	Sol	Sağ	Altıncı																																								
Çift Kulak	Sol	Sağ	Altıncı																																								
Çift Kulak	Sol	Sağ	Altıncı																																								
BT : Dışarıya Yıkılma	TY : Test Yapılmadı	HS : Hissedildi	IS : Hissedildi																																								
TP : Test Yapılmadı	NA : Netice Alınmadı	IS : Hissedildi	IS : Hissedildi																																								

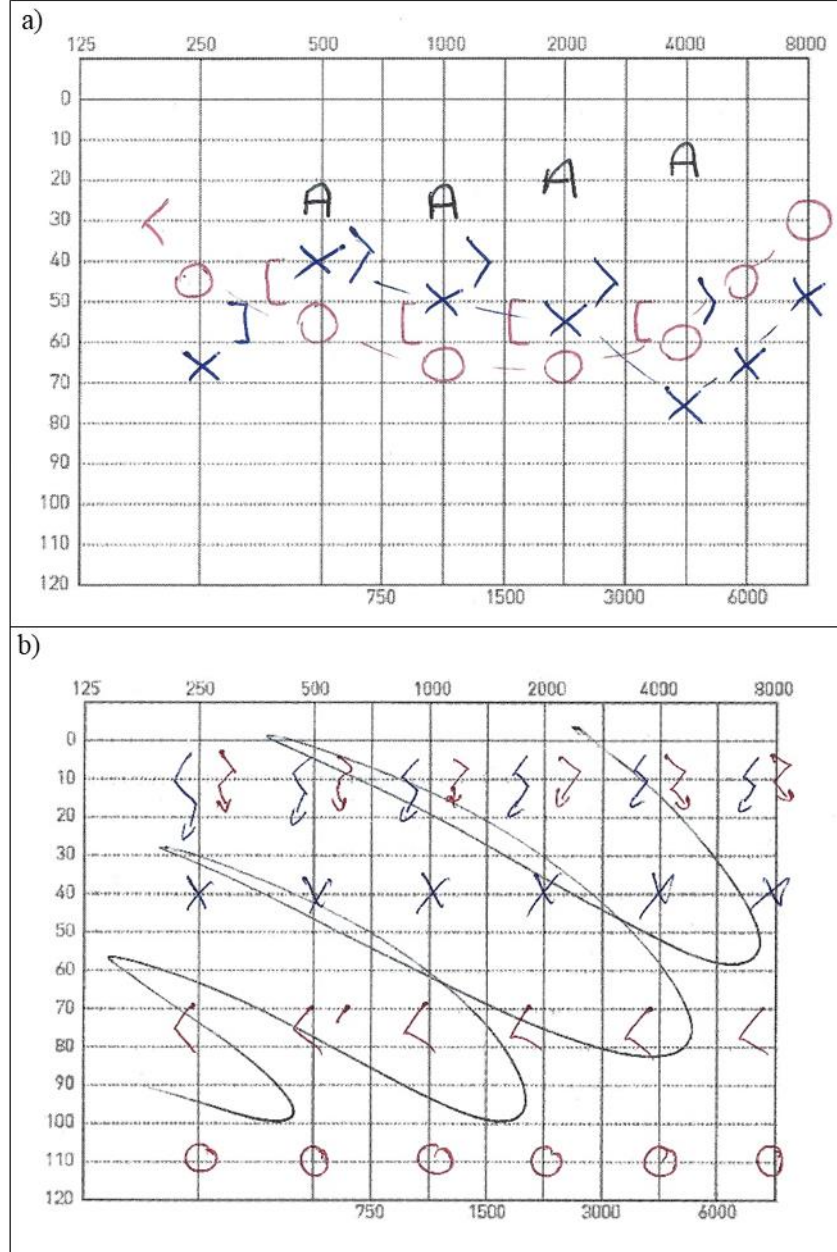
kısımlardır. Bu kısımlardaki veriler kendi uydurdukları işitme kayıplarını içermektedir. Dörtlü odyogram kâğıtları sembol tespit modelinin eğitimi, doğrulanması ve test edilmesi için kullanılmıştır. Odyogram kâğıtları ise odyogramların dijital hale getirilmesi ve yorumlanması için yapılan yazılımda kullanılmıştır.

Odyogram kâğıtları doldurulurken verilerin çeşitlilik kazanması adına yanlış çizilen semboller için sıvı ya da şerit beyazlatıcı kullanılması istenmiştir. Bu duruma ek olarak bilerek yanlış işaretlemeler yapılması ve düzeltilmesi de talep edilmiştir. Doldurulan kâğıtların bir kısmında, odyogramların etrafına farklı çizimlerle ve odyogramlar üzerine yapılan karalamalarla veriler çoğaltılmıştır. Odyogramlar üzerine yapılan işaretlemelere ait örnekler Şekil 4’te gösterilmektedir.

Toplanan odyogram görüntü verileri, tarama işlemi ile “.jpg” resim formatında 600 dpi çözünürlük kalitesinde bilgisayara aktarılmıştır. Her bir verinin taranması ve bilgisayara aktarılması yaklaşık 1,5 dakika sürmüştür. Bilgisayara aktarılan taranmış odyogram görüntülerinin çözünürlüğü 7008x4960’tır. Bütün verilerin doğru bir şekilde taranmış olup olmadığı kontrol edilmiş, yanlış ya da eksik veriler veri setinden çıkartılmış ve gerekli olanlar düzeltilmiştir. Odyogram verilerinin taranması için tarayıcı özelliğine sahip HP Smart Tank 510 model yazıcı kullanılmıştır.

Şekil 4

Odyogramlara yapılan örnek işaretlemeler.



Not. a) doğru şekilde işaretleme yapılmış odyogramı göstermektedir. b) yanlış işaretleme yapılmış odyograma örnektir.

Tablo 5

Ölçüm şekli, eşik varlığı, ölçüm tipi, ölçüm yapılan kulağa göre sembollerin sınıflandırılması.

	İle Ölçüm	Eşik	Ölçüm Tipi		Kulak	
			İletim	Maskeleye	Sol	Sağ
Kulak Üstü/ Kulak İçi Kulaklık	+	+	Hava	Yok		
			Hava	Var		
			Kemik	Yok		
			Kemik	Var		
	-	-	Hava	Yok		
			Hava	Var		
			Kemik	Yok		
			Kemik	Var		
Hoparlör		Serbest Alan		S		
		Cihazlı		A		
		Koklear İmplantlı		CI		

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. Yöntem

Süreç; eğitim, doğrulama ve test için kullanılan verilerin düzenlenmesini içeren ön işleme ile başlamıştır. Ön işlemin ardından yapay zekâ modelini eğitmek amacıyla görüntülerin etiketlenmesini içermiştir. Bu işlemlerin ardından veri seti eğitim, doğrulama ve test için üç parçaya ayrılmıştır. Yapay zekâ modelinin eğitimi için YOLOv5 algoritması seçilmiş ve uygun parametreler belirlendikten sonra model eğitimleri gerçekleştirilmiştir. Her model eğitim ve doğrulama veri seti dışındaki test veri setleri kullanılarak test edilmiş ve gerekli görülen metrikler ile hesaplamalar yapılmıştır.

Modellerin oluşturulma sürecini, odyogram üzerinde tespit edilen sembollerin frekans şiddet bilgisini çıkarmak takip etmiştir. Elde edilen bilgilerle odyograma ait sonuçlar raporlanmış ve dijital görüntü haline getirilmiştir.

4.1 Veri Ön-İşleme

4.1.1. Odyogram kâğıdı hizalama

Taranarak bilgisayara aktarılan odyogram görüntülerinde tarama sırasında eğiklikler oluşmuştur. Bu eğiklikler öncelikle Houghline Transformu (Hart, 1972) kullanılarak hesaplanmıştır. İlk aşamada işlem doğrudan orijinal görüntü üzerinde uygulanmıştır. Bu işlem yaklaşık 2,5 dakika sürdüğünden ve arka planın beyaz olması nedeniyle kenarlar tespit edilememesinden dolayı farklı yöntemlere başvurulmuştur. İşlem süresini kısaltmak için Canny kenar tespiti (Canny, 1986) kullanılmıştır. Arka planın beyaz olması nedeniyle kenar tespiti yapılamaması sorunu da görüntünün ikili

formata çevrilmesiyle çözülmüştür. Yöntem ile odyogramların yatay eğiklik açıları hesaplanmış ve görüntüler hesaplanan eğiklik açıları kadar ters yönde döndürülerek odyogramların eğikliği düzeltilmiştir. Canny kenar tespiti kullanılarak eğiklik açısının hesaplanmasında kullanılan yatay ve dikey çizgilerin Houghline ile tespiti Şekil 5’te gösterilmiştir.

4.1.2. Odyogram bölgesinin çıkarımı

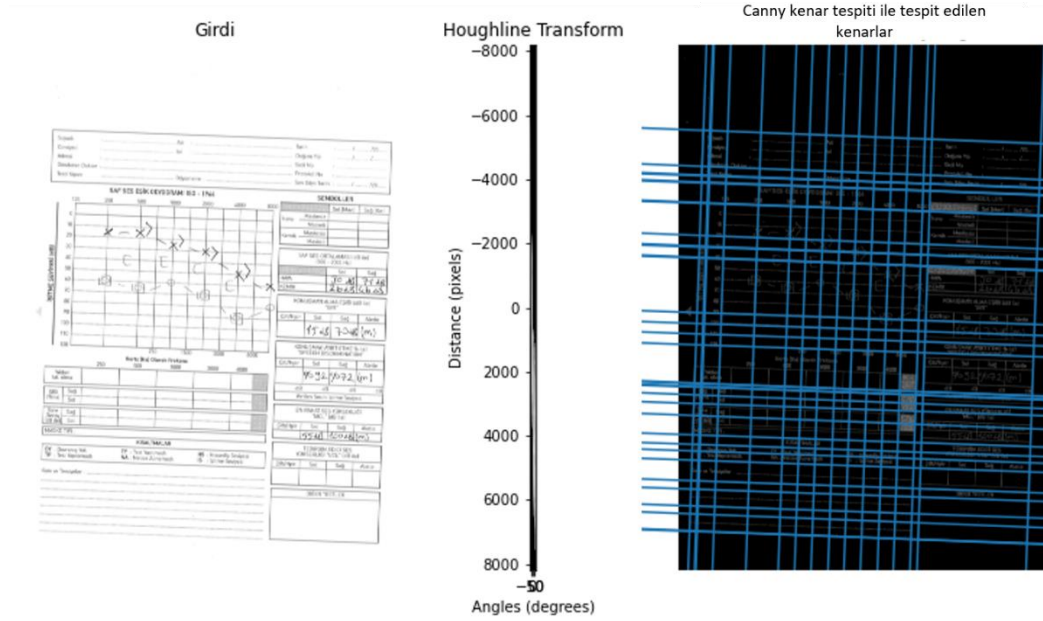
Hizalama işleminin ardından dört adet odyogram içeren kâğıtlardan odyogramların koordinatları, her birinin genişliği ve yüksekliği eşit olacak şekilde hesaplanmıştır. Belirlenen koordinatlar kullanılarak dörtlü odyogram kâğıtlarından odyogramlar kırılmıştır. 1000 adet dörtlü odyogram içeren kâğıtlar bu işlemde geçirilerek toplamda 4000 adet odyogram elde edilmiştir. Şekil 6’da bir adet dörtlü odyogram kâğıdı üzerinde belirlenen odyogram bölgeleri gösterilmiştir.

4.1.3. Odyogram görüntülerinin ayıklanması

Tüm odyogramlar incelenmiş ve yanlış işaretleme içeren 428 adet odyogram veri setinden çıkarılmıştır. Bu odyogramlar, odyoloji kliniklerinin standartlarının dışında farklı renk kalem kullanılarak yapılmış işaretlemeler içermekteydi. Örneğin, sağ kulak ölçümüne ait bir işaretlemenin kırmızı renk kullanılarak yapılmış olması gerekirken mavi renkle yapılmış olduğu durumda o odyogram görüntüsü veri setinden çıkarılmıştır.

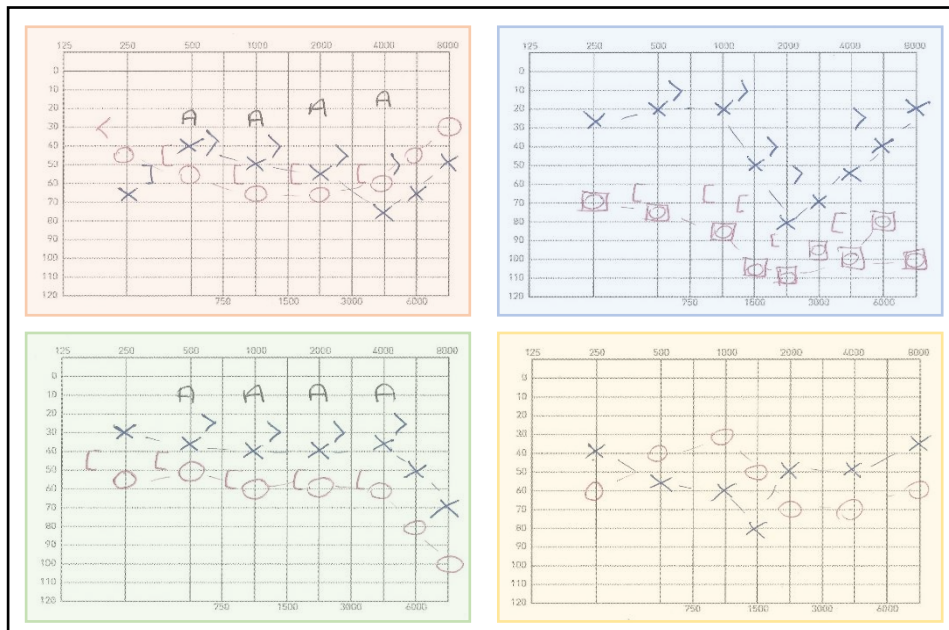
Şekil 5

Canny kenar tespiti kullanılarak odyogram kâğıdı üzerinde eğiklik açısının hesaplanmasında kullanılan yatay ve dikey çizgilerin Houghline ile tespiti.



Şekil 6

Dörtlü odyogram kağıdında belirlenen odyogram bölgeleri.



4.2.Odyogram Görüntülerinde Odyolojik Sembollerin Etiketlenmesi

Etiketleme aracı olarak ise pratikliği ve YOLO formatında kaydedebilmeyi sağlayan, Tzutalin (2015) tarafından oluşturulan labelImg programı tercih edilmiştir. Sınıf etiketleri için on dokuz odyolojik sembol sınıfının isimlerini içeren “.txt” formatındaki metin dosyası oluşturulmuştur. Odyogram üzerindeki sembollere ait etiketleme örneği Şekil 7’de gösterilmektedir.

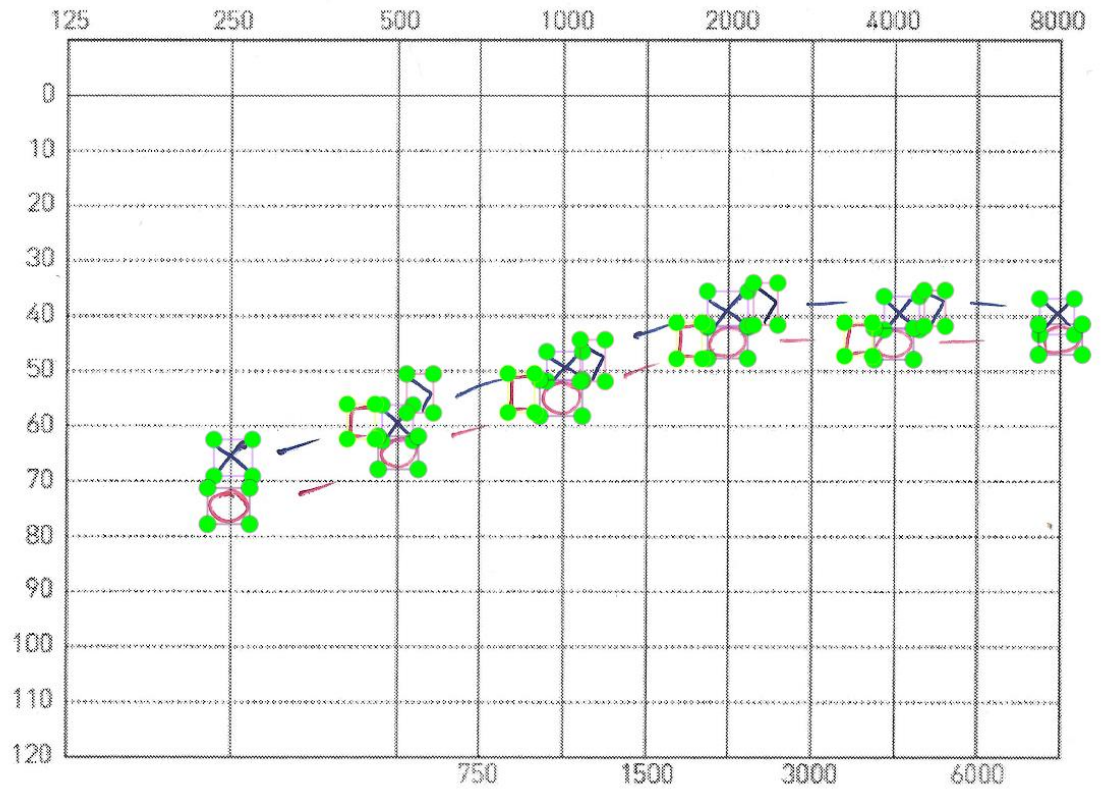
LabelImg programı ile odyolojik sembollere ait sınıf etiketlerini kullanarak etiketlemeler yapıldıktan sonra her sınıfa ait bilgiler “.txt” uzantılı olacak şekilde YOLO formatında kaydedilmiştir. Her görüntüye ait etiket dosyası her sembol bilgileri birer satır içinde olacak şekilde sembolün sınıf numarası, sembole ait yapılan etiketlemenin merkez noktasının x koordinatı ve y koordinatı, yüksekliği ve genişliğini içermiştir. (sınıf numarası, x-merkez, y-merkez, genişlik, yükseklik) 2200 odyogram görüntüsü 3 odyolog tarafından etiketlenmiştir.

4.3.YOLO Algoritması

YOLO (Redmon, 2016), dijital görüntülerde nesne tespit amacıyla kullanılan tek aşamalı bir tespit algoritmasıdır. Görüntüyü sadece tek seferde nöral ağdan geçirdiği için diğer nesne tespit algoritmalarından daha hızlıdır. YOLO’nun sistemi, tespit işlemini bir regresyon problemi olarak modeller (Redmon, 2016). YOLO’nun kendine özgü hesapladığı bir güven skoru vardır. Bu güven skoru kutunun nesneyi kapsayıp kapsamadığının olasılığı, tahmin edilen kutunun Birleşim üzerinden Kesişim (Intersection over Union, IoU) değeri ve bağlı sınıf olasılığının çarpımıyla hesaplanmaktadır.

Şekil 7

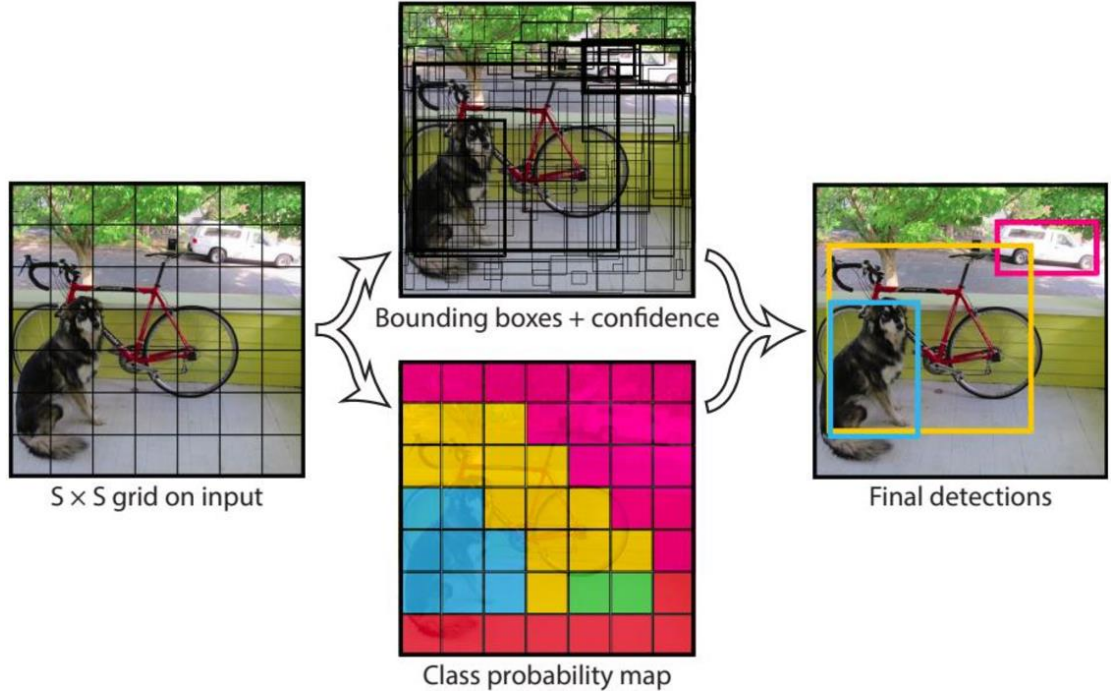
Odyogram üzerinde sembol etiketleme örneği.



YOLO nesne tespiti yaparken görüntüyü $N \times N$ eş parçalara ayırır. Her eş parça içinde tespit edilen nesnenin merkez noktası aranır, tespit edilen nesneye ait tahmini merkez noktalarına nesneye ait kutucuklar içine alınır. En yüksek güven skoruna sahip kutucuk tespit edilen nesneye atanır. (Redmon, 2016) Şekil 8’de YOLO modelinin çalışma prensipleri gösterilmiştir. YOLOv5 mimarisi Şekil 9’da gösterilmiştir. (Gutta, 2021).

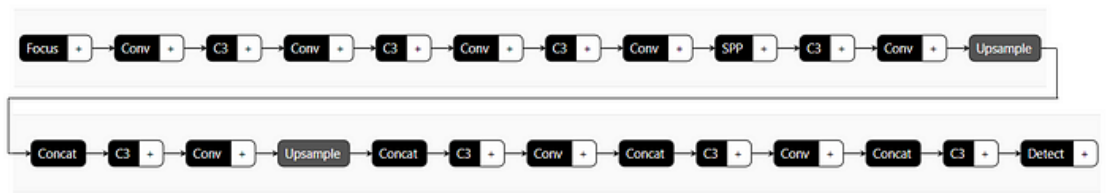
Şekil 8

YOLO modelinin nesne tespiti örneği. (Redmon, 2016)



Şekil 9

YOLOv5 mimarisi. (Gutta, 2021).



4.4. Değerlendirme Metrikleri

Modellerin doğruluk hesaplamaları için keskinlik (precision), duyarlılık (recall), F1 ölçümü (F1 Score) ve mAP50 (Mean Average Precision at 50), mAP50-95

(Mean Avarage Precision from 0,5 to 0,95) metrikleri kullanılmıştır. Bu değerlendirme metrikleri ile ilgili açıklamalar ve denklemler aşağıda yer almaktadır.

Şekil 10’da sınıf karmaşıklık matrisi bulunmaktadır. Keskinlik değeri pozitif olarak tespit edilen sınıfların ne kadarının doğru pozitif (True Positive, TP) olarak tespit edildiğini ölçmek için kullanılmaktadır. Keskinlik değeri hesaplanırken doğru pozitif değeri, doğru pozitif ve yanlış pozitif (False Positive, FP) değerlerinin toplamına bölünmektedir. Keskinliğin hesaplanması Denklem 4.1’de gösterilmektedir. (Padilla, 2020)

$$keskinlik = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.1)$$

Şekil 10

Sınıf karmaşıklık matrisi.

		GERÇEK	
		Pozitif (P)	Negatif (N)
TAHMİN	Pozitif (P)	TP	FP
	Negatif (N)	FN	TN

TP : True Positive (Doğru Pozitif)
 FP : False Positive (Yanlış Pozitif)
 FN : False Negatif (Yanlış Negatif)
 TN : True Negative (Doğru Negatif)

Pozitif olarak tahmin edilmesi gereken sınıfların kaçının gerçekten pozitif olduğunu hesaplamak için duyarlılık metriği kullanılmaktadır. Denklem 4.2’de gösterildiği gibi duyarlılık, doğru pozitif değerinin, doğru pozitif ve yanlış negatif

(False Negative, FN) değerlerinin toplamına bölünmesiyle hesaplanmaktadır. (Padilla, 2020)

$$duyarlılık = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.2)$$

F1 ölçümü ise kesinlik ve duyarlılık değerlerinin uç değerlerinin de hesaplamaya alındığı harmonik ortalamadır. F1 ölçümü, doğruluk değerinin normal dağılım sağlamayan veri kümelerinde gösterilen kısıtlılığı ortadan kaldırmaktadır. F1 değerinin hesaplanması Denklem 4.3'te gösterilmektedir. (Buzzy, 2020)

$$F_1 = 2 \frac{duyarlılık \times kesinlik}{duyarlılık + kesinlik} \quad (4.3)$$

Ortalama Keskinlik (Average Precision, AP) yapılan tahminler için kesinlik-duyarlılık eğrisi altındaki alan olarak hesaplanır. Duyarlılık, model tarafından bir sınıf altında yapılan toplam tahminlerin, sınıf için mevcut toplam etiketlere oranı olarak hesaplanır. Keskinlik, model tarafından yapılan toplam tahminlere göre doğru pozitiflerin oranını ifade eder. Duyarlılık ve keskinlik, sınıflandırma eşiğini değiştirerek grafiksel olarak bir eğri halinde temsil edilen bir değiş-tokuş sunar. (Tong, 2020)

mAP, AP değerinin tüm sınıflar üzerinden alınan ortalaması ile hesaplanır. mAP ölçümüne ait denklem Denklem 4.4'te gösterilmiştir. mAP50 değeri hesaplanırken;

0'dan 1'e 0,01 adımla ilerleyen her bir geri çağırma değeri için hesaplanan keskinlik değeri $IoU > 0,50$ üzerinden yapılır ve ortalaması alınır. (Tong, 2020)

mAP50:95 değeri hesaplanırken; 0'dan 1'e 0,01 adımla ilerleyen her bir geri çağırma değeri için hesaplanan keskinlik değeri, IoU 0,50-0,95 arası beşer adımla yükselen eşik değerleri üzerinden hesaplanır ve ortalaması alınır. (Tong, 2020)

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{k=n} AP_k \quad (4.4)$$

mAP50 ve mAP50:95 metriklerinin hesaplanmasında yukarıda da belirtildiği üzere IoU metriğinden faydalanılmaktadır. IoU metriği, görüntülerde yer alan sembollerin gerçek referans sınırlayıcı kutuları (bounding box) ile modelin tahmin ettiği sınırlayıcı kutular arasındaki benzerlik kullanılarak ölçülmektedir. IoU değeri hesaplanırken, tespit edilen sınıf etiketine ait sol alt x, y koordinatları, genişlik ve yükseklik değerleri ile o sınıfa ait olan etiketlemenin gerçekte olan sol alt x, y koordinatları, genişlik ve yükseklik değerleri kullanılır. Bu değerlere göre sembole ait etiketin gerçek alanı, model tarafından tahmin edilen alanı ve iki alanın kesişim bölgesi hesaplanır. Kesişen alanın, iki alanın birleşimine bölünmesiyle IoU değeri bulunur. IoU değerinin hesaplanması Denklem 4.5' te gösterilmektedir. (Rezatofighi, 2019)

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (4.5)$$

BEŞİNCİ BÖLÜM

5. Deneysel Çalışmalar

5.1.Sembol Tespit Modellerinin Oluşturulması

5.1.1. *Modeller için veri setlerinin hazırlanması*

5.1.1.1.Çapraz doğrulama için sembol tespit modellerinin oluşturulması.

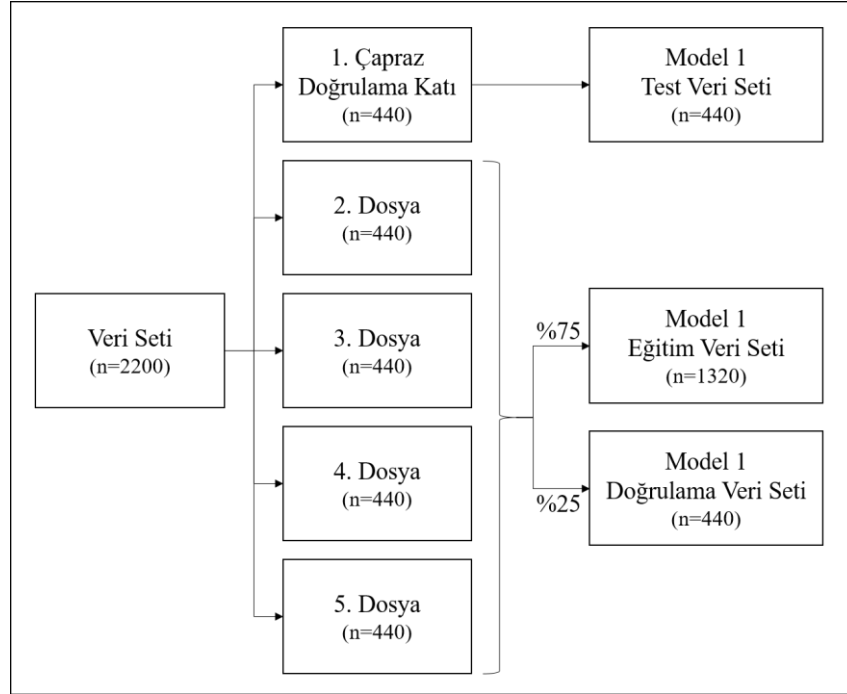
Çapraz doğrulama ile performans değerlendirme yapılması için beş farklı model eğitimi hedeflenmiştir. Bunun için 2200 odyogram görüntüsü beş katlı (fold) çapraz doğrulama için rastgele bir şekilde beş farklı dosya olarak bölünmüştür. Her bir kat bir modelin değerlendirilmesi için test dosyası olarak kaydedilmiştir. Her bir kat dışında kalan 4 kat dâhilindeki 1980 odyogram görüntüsü, rastgele bir şekilde dörtte biri doğrulama veri seti, dörtte üçü eğitim veri seti olacak şekilde ikiye ayrılmıştır. Çapraz doğrulama katlarının Model 1 için kullanımını gösteren diyagram Şekil 11’de gösterilmektedir.

5.1.1.2.Eğitim veri seti veri setinin %80'inden oluşan sembol tespit modellerinin oluşturulması.

Çapraz doğrulama için eğitilmiş modellerden farklı olarak, ikinci bir veri seti bölümlenme tekniği kullanılmıştır. Veri seti; %80’i eğitim, %10’u validasyon ve %10’u test veri seti olacak şekilde üç parçaya ayrılmıştır. Bunun için 2200 odyogram randomize bir şekilde; 1980 görüntü eğitim ve validasyon veri seti, 220 görüntü ise test veri setinde olacak şekilde üç parçaya ayrılmıştır. Şekil 12’de bu model için veri setinin eğitim, doğrulama ve test için nasıl ayrıldığını gösteren diyagram bulunmaktadır.

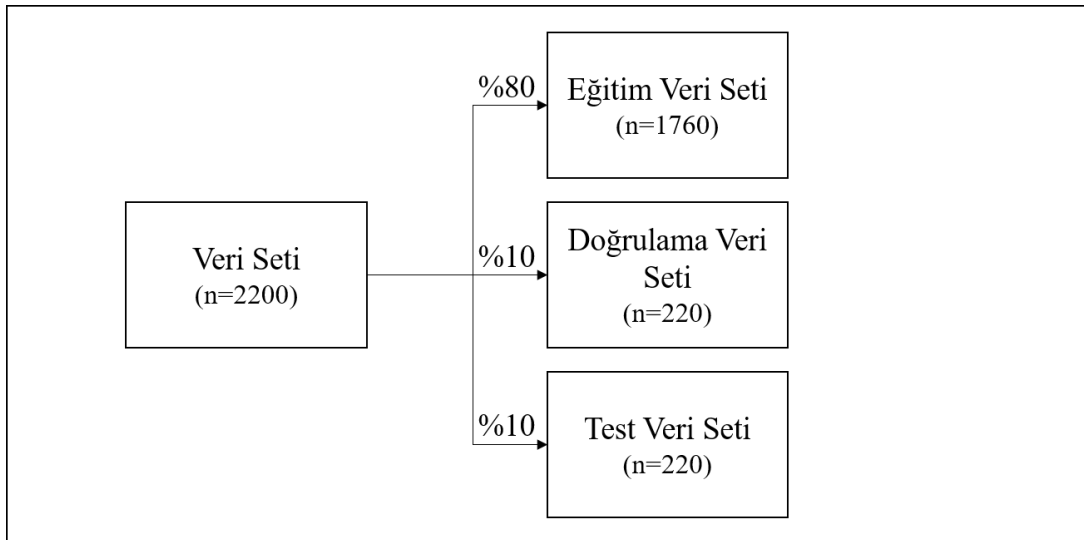
Şekil 11

Çapraz doğrulama katlarının Model 1 için kullanımını gösteren diyagram.



Şekil 12

Sabit genişlikli bölümlleme ile eğitim, doğrulama ve test veri kümelerinin oluşturulması.



5.1.2. Modellerin eğitilmesi

5.1.2.1.Sembol tespit modellerinin eğitimi ve bu modellerin eğitiminde kullanılan parametreler.

Modellerin eğitimi, üzerinde Linux işletim sistemi koştan ve NVIDIA 1050 Ti ekran kartına sahip bir dizüstü bilgisayar üzerinde yapılmıştır. Modellerin eğitimi için YOLOV5 algoritmasının yolov5s modeli kullanılmıştır. Algoritmada parametreler; eğitim tekrar sayısı (epoch) 300, besleme sayısı (seed) 3 olacak şekilde belirlenmiştir. Veri çoğaltma için YOLOV5 algoritmasının içindeki varsayılan (default) hiper parametreler kullanılmıştır. Bu parametreler şu şekildedir; ilk öğrenme oranı (SGD=1E-2, Adam=1E-3), son OneCycleLR öğrenme oranı ($lr0 * lrf$), SGD momentum/Adam beta1, iyileştirici ağırlık düşüşü $5e-4$, ısınma dönemleri (kesirler tamam), ilk ısınma momentumu, ilk ısınma önyargı öğrenme oranı, kutu kaybı kazanımısınıf kayıp kazancı, sınıf BCELoss pozitif_ağırlık, nesne kaybı kazancı (piksellerle ölçek), nesne BCELoss pozitif_ağırlık, IoU eğitim eşiği, birden çok bağlantı eşiği, çıkış katmanı başına bağlantı sayısı (yok sayılacak 0), görüntü HSV-Ton büyütme (fraksiyon), görüntü HSV-Doygunluk artırma (fraksiyon), görüntü HSV-Değer artırma (fraksiyon), görüntü döndürme (+/- derece), görüntü çevirisi (+/- kesir), görüntü ölçeği (+/- kazanç), görüntü kayması (+/- derece), görüntü mozaigi (olasılık), görüntü karıştırma (olasılık), segment kopyala-yapıştır (olasılık).

5.2.Modellerin Test Edilmesi ve Bulguların Hesaplanması

Modellerin test edilmesi ve bulguların hesaplanması için değerlendirme metriklerinden yararlanılmıştır. Çapraz doğrulama yapmak amacıyla oluşturulan modellere ait performans değerlendirmeleri yapılmıştır. Yapılan hesaplamaların görsel hale getirilmesi için şekiller ve tablolar oluşturulmuştur.

ALTINCI BÖLÜM

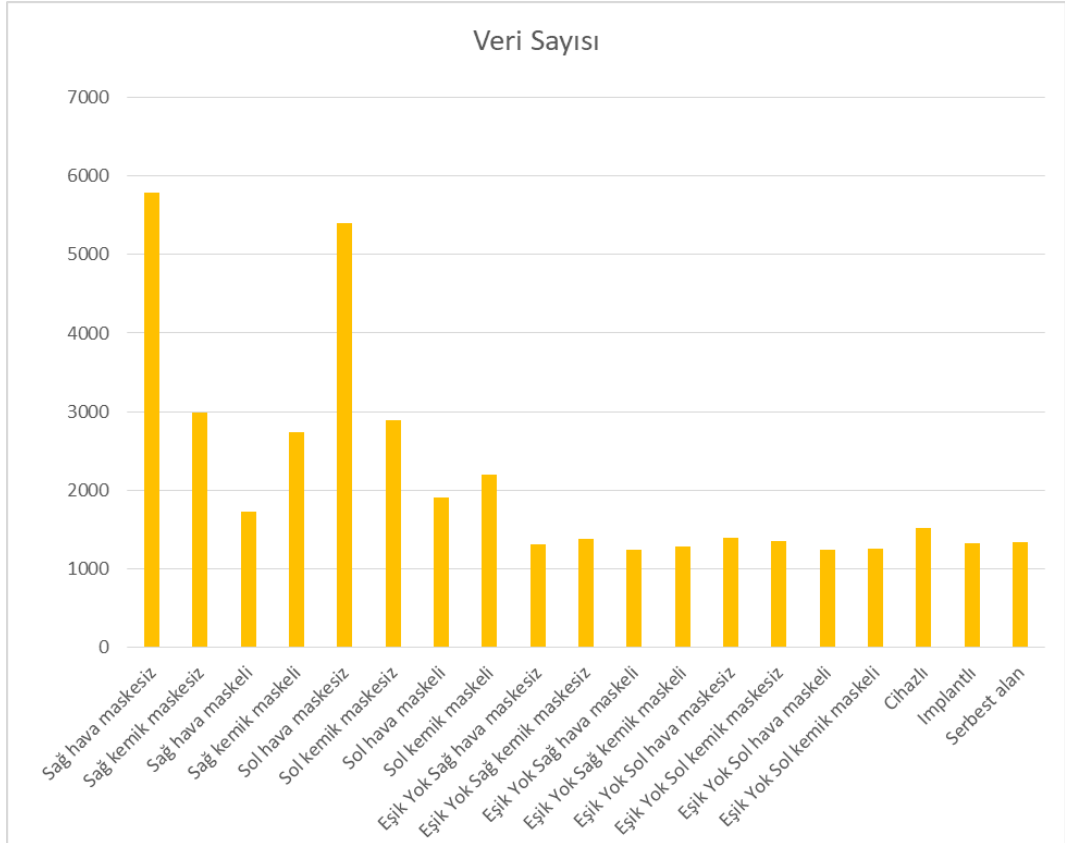
6. Deneysel Bulgular

6.1.Çapraz Doğrulama Yöntemi Kullanılarak Oluşturulan Modellere Ait Bulgular

Her bir modelde 1320 görüntü eğitim veri seti, 440 görüntü doğrulama veri seti ve 440 görüntü test veri seti için kullanılmıştır. Her modele ait görüntü sayıları eşit olsa da sınıf sayılarının modellere dağılımı farklılıklar göstermiştir. (Bkz: Tablo 6) Şekil 13'te veri setindeki tüm sembollerin sınıflara göre dağılımı gösterilmektedir.

Şekil 13

Veri setindeki tüm sembollerin sınıflara göre dağılımı.



Tablo 6

Sınıf etiketlerinin modellerin eğitim, doğrulama ve veri seti üzerinde dağılımı.

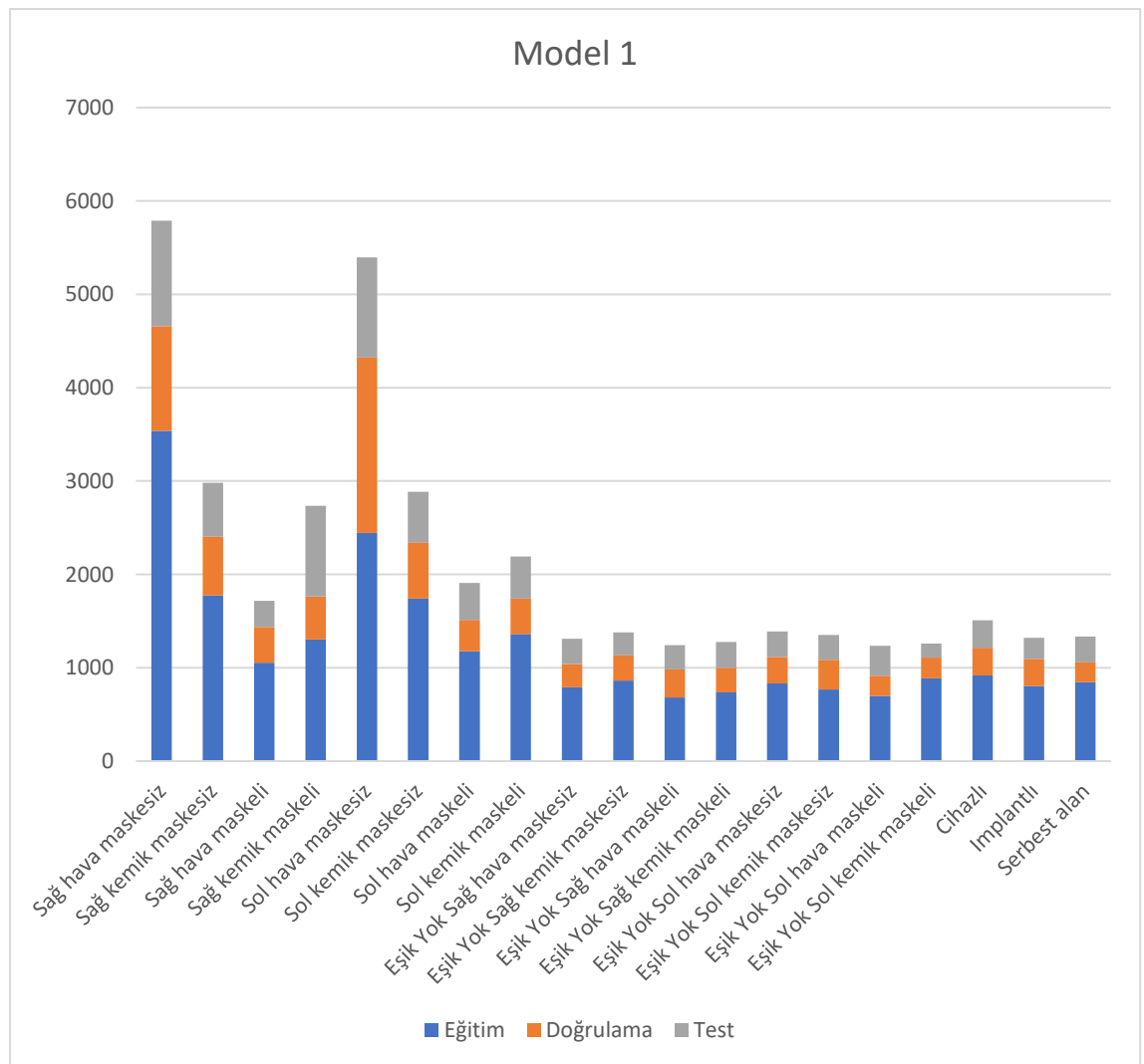
Sınıflar	Model 1			Model 2			Model 3			Model 4			Model 5			Toplam
	Eğitim	Val	Test	Eğitim	Val	Test	Eğitim	Val	Test	Eğitim	Val	Test	Eğitim	Val	Test	
Sağ hava maskesiz	3537	1122	1131	3466	1163	1161	3428	1130	1232	3536	1130	1124	3467	1181	1142	5790
Sağ kemik maskesiz	1776	628	578	1786	535	661	1875	560	547	1760	640	582	1829	539	614	2982
Sağ hava maskeli	1053	383	282	1057	320	341	973	342	403	1000	366	352	985	393	340	1718
Sağ kemik maskeli	1305	461	969	1875	398	462	1813	465	457	1899	434	402	1828	462	445	2735
Sol hava maskesiz	2446	1879	1070	3204	1082	1109	3297	1063	1035	3104	1133	1158	3270	1102	1023	5395
Sol kemik maskesiz	1740	599	546	1797	537	551	1734	581	570	1719	605	561	1581	647	657	2885
Sol hava maskeli	1176	336	395	1146	326	435	1200	296	411	1186	376	345	1168	418	321	1907
Sol kemik maskeli	1360	381	451	1324	389	479	1255	470	467	1329	465	398	1385	410	397	2192
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	791	248	270	781	229	299	860	242	207	747	251	311	816	271	222	1309
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	864	269	244	785	317	275	840	273	264	749	298	330	828	285	264	1377
Eşik Yok Sağ hava maskeli	683	301	258	773	200	269	799	252	191	739	234	269	773	214	255	1242
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	735	266	274	792	255	228	757	261	257	776	184	315	851	223	201	1275
Eşik Yok Sol hava maskesiz	831	285	273	823	250	316	830	302	257	869	269	251	857	240	292	1389
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	767	317	266	746	285	319	835	270	245	773	258	319	882	267	201	1350
Eşik Yok Sol hava maskeli	699	216	321	721	287	228	735	247	254	743	251	242	783	262	191	1236
Eşik Yok Sol kemik maskeli	887	222	150	700	266	293	714	288	257	814	180	265	695	270	294	1259
Cihazlı	918	298	294	1014	283	213	884	271	355	835	354	321	874	309	327	1510
Implantlı	806	289	225	841	249	230	767	297	256	869	200	251	700	262	358	1320
Serbest alan	845	212	277	826	259	249	908	213	213	762	261	311	805	245	284	1334
Tüm	23219	8712	8274	24457	7630	8118	24504	7823	7878	24209	7889	8107	24377	8000	7828	40205

6.1.1. Model 1'e ait bulgular

Model 1 için veri setinin sınıflara göre dağılımı Şekil 14'te gösterilmiştir. Dağılıma bakıldığında “Sağ hava maskesiz” sınıfına ait veri sayısının eğitim, doğrulama ve test verilerindeki oranları diğer sınıflara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Şekil 14

Model 1 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.



Birinci çapraz doğrulama katı Model 1 için test dosyası olarak ayrılmıştır. 1320 odyogram görüntüsündeki toplam 23219 sembol ile 300 tekrardan oluşan eğitim gerçekleştirilmiştir. Eğitim sürecinde yaklaşık 200. tekrara kadar doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerde dalgalanmalar kaydedilmiş olup 200. tekrardan sonra bu test sonuçlarında iyileşmeler gözlenmiştir. Eğitime ait sonuçlar incelendiğinde 200. tekrarda $\sim 0,0285$ olan eğitim kaybı değerleri 300. tekrara kadar sıklıkla azalarak $\sim 0,0261$ olmuştur. Her tekrar için doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerdeki kayıp değerleri 200. tekrara kadar dalgalanmalar göstermiş, 200. tekrardan sonra kararlı hale gelmiştir. Doğrulama verisi üzerinde yapılan testlerde; 200. tekrarda kesinlik değeri 0,9737 iken 300. tekrarda 0,9747, duyarlılık değeri ise 0,9748 iken 0,9717, mAP50 değeri 0,9694 iken 0,9699, mAP50-95 değeri 0,7256'dan biraz artarak 0,7305 olmuştur. Şekil 15'te eğitim sürecinde, eğitim ve doğrulama kayıplarına ait bulgulara ait grafikler gösterilmiştir.

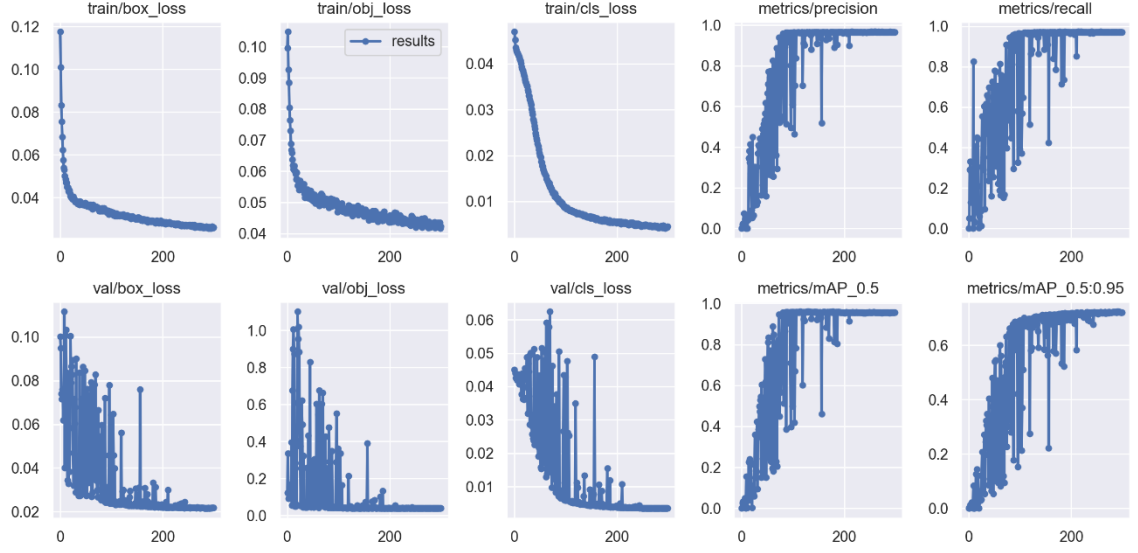
Model 1'in doğrulama veri üzerindeki performansı Tablo 7'de gösterilmiştir. Doğrulama veri seti üzerindeki mAP50 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi "Koklear İmplantlı (CI)" (0,992) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi "Sağ Hava Maskeli ()" (0,875) olmuştur.

440 veriyle yapılan test sonuçlarına ait bulgular Tablo 8'de gösterilmektedir. Tablo 8'deki mAP50 değerlerine bakıldığında "Koklear İmplantlı (CI)" etiketine ait sınıfın tespit edilmesinde model, diğer sınıflara göre daha başarılı (0,995) bulunurken "Sağ Hava Maskeli ()" etiketine ait sınıfın tespit edilmesinde daha başarısız (0,941) bulunmuştur. Test sonuçları doğrulama sonuçları ile paralellik göstermiştir.

Model 1'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi incelendiğinde modelin "Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz ()" etiketine ait sembolü

Şekil 15

Model 1'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.



Not. Sol-üst 1: eğitim/kutu kaybı (train/box_loss), sol-üst 2: eğitim/nesne kaybı (train/obj_loss), sol-üst 3: eğitim/sınıf kaybı (train/cls_loss); sol-üst 4: metrikler/keskinlik (metrics/precision); sol-üst 5: duyarlılık (metrics/recall); sol-alt 1: doğrulama/kutu kaybı (val/box_loss); sol-alt 2: doğrulama/nesne kaybı (val/obj_loss); sol-alt 3: doğrulama/sınıf kaybı (val/cls_loss); sol-alt 4: metrikler/mAP50 (metrics/mAP50); sol-alt 5: metrikler/mAP50:95 (metrics/mAP50:95)

diğer sembollerle daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Ayrıca modelin kemik yolu ölçümüne ait sembol etiketleri ile bu sembollerin ayna yansımaları arasında %2 oranında karışıklık yaşadığı görülmektedir. Örneğin, Model 1 “Sağ Kemik Maskesiz (⬅️)” sınıf etiketine ait sembolü %94 oranında doğru tespit ederken %2 oranında bu sembolü “Sol Kemik Maskesiz (➡️)” olarak tespit etmektedir. (Bkz: Şekil 16)

Model 1'e ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi incelendiğinde modelin “Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli (⬅️)” etiketine ait sembolü diğer sembollerle daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Ayrıca modelin kemik yolu ölçümüne ait sembol etiketleri ile bu sembollerin ayna yansımaları arasında az da olsa karışıklık

yaşadığı görülmektedir. Örneğin; Model 1 “Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli (1)” sınıf etiketine ait sembolü %93 oranında doğru tespit ederken %5 oranında bu sembolü “Eşik Yok Sol Kemik Maskeli (4)” olarak tespit etmektedir. (Bkz: Şekil 17)

Tablo 7

Model 1’e ait validasyon sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 1					
	Örnek Sayısı	Keskinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ Hava Maskesiz	1122	0,98	0,991	0,985	0,979	0,76
Sağ Kemik Maskesiz	628	0,972	0,979	0,975	0,966	0,674
Sağ Hava Maskeli	383	0,881	0,949	0,914	0,875	0,703
Sağ Kemik Maskeli	461	0,946	0,955	0,950	0,93	0,639
Sol Hava Maskesiz	1879	0,975	0,991	0,983	0,972	0,671
Sol Kemik Maskesiz	599	0,947	0,987	0,967	0,952	0,65
Sol Hava Maskeli	336	0,919	0,976	0,947	0,931	0,732
Sol Kemik Maskeli	381	0,973	0,995	0,984	0,979	0,623
Eşik Yok Sağ Hava Maskesiz	248	0,974	1	0,987	0,972	0,823
Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz	269	0,999	0,948	0,973	0,957	0,727
Eşik Yok Sağ Hava Maskeli	301	0,962	0,934	0,948	0,93	0,796
Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli	266	0,996	0,99	0,993	0,994	0,786
Eşik Yok Sol Hava Maskesiz	285	0,991	0,968	0,979	0,968	0,754
Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz	317	0,996	0,934	0,964	0,967	0,73
Eşik Yok Sol Hava Maskeli	216	0,947	0,931	0,939	0,905	0,739
Eşik Yok Sol Kemik Maskeli	222	0,967	0,933	0,993	0,945	0,726
Cihazlı	298	0,972	1	0,986	0,978	0,747
Koklear İmplantlı	289	0,991	1	0,995	0,992	0,744
Serbest Alan	212	0,959	0,995	0,977	0,965	0,728
Tüm Semboller	8712	0,966	0,971	0,970	0,956	0,724

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Tablo 8

Model 1'e ait test sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 1					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ Hava Maskesiz	1131	0,994	0,999	0,996	0,992	0,757
Sağ Kemik Maskesiz	578	0,977	0,99	0,983	0,974	0,668
Sağ Hava Maskeli	282	0,913	0,965	0,938	0,941	0,762
Sağ Kemik Maskeli	969	0,98	0,967	0,973	0,966	0,682
Sol Hava Maskesiz	1070	0,985	0,989	0,987	0,988	0,674
Sol Kemik Maskesiz	546	0,962	0,975	0,968	0,97	0,68
Sol Hava Maskeli	395	0,955	0,966	0,960	0,953	0,756
Sol Kemik Maskeli	451	0,959	0,984	0,971	0,968	0,642
Eşik Yok Sağ Hava Maskesiz	270	0,975	0,978	0,976	0,988	0,826
Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz	244	0,96	0,992	0,976	0,985	0,769
Eşik Yok Sağ Hava Maskeli	258	1	0,971	0,985	0,979	0,818
Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli	274	0,971	0,967	0,969	0,972	0,75
Eşik Yok Sol Hava Maskesiz	273	0,951	0,956	0,953	0,943	0,748
Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz	266	0,959	0,974	0,966	0,965	0,724
Eşik Yok Sol Hava Maskeli	321	1	0,955	0,977	0,99	0,806
Eşik Yok Sol Kemik Maskeli	150	0,935	0,962	0,948	0,946	0,723
Cihazlı	294	0,999	0,973	0,986	0,988	0,715
Koklear İmplantlı	225	0,994	1	0,997	0,995	0,768
Serbest Alan	277	0,978	1	0,989	0,994	0,743
Tüm Semboller	8274	0,971	0,977	0,974	0,974	0,737

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Şekil 17

Model 1'e ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.

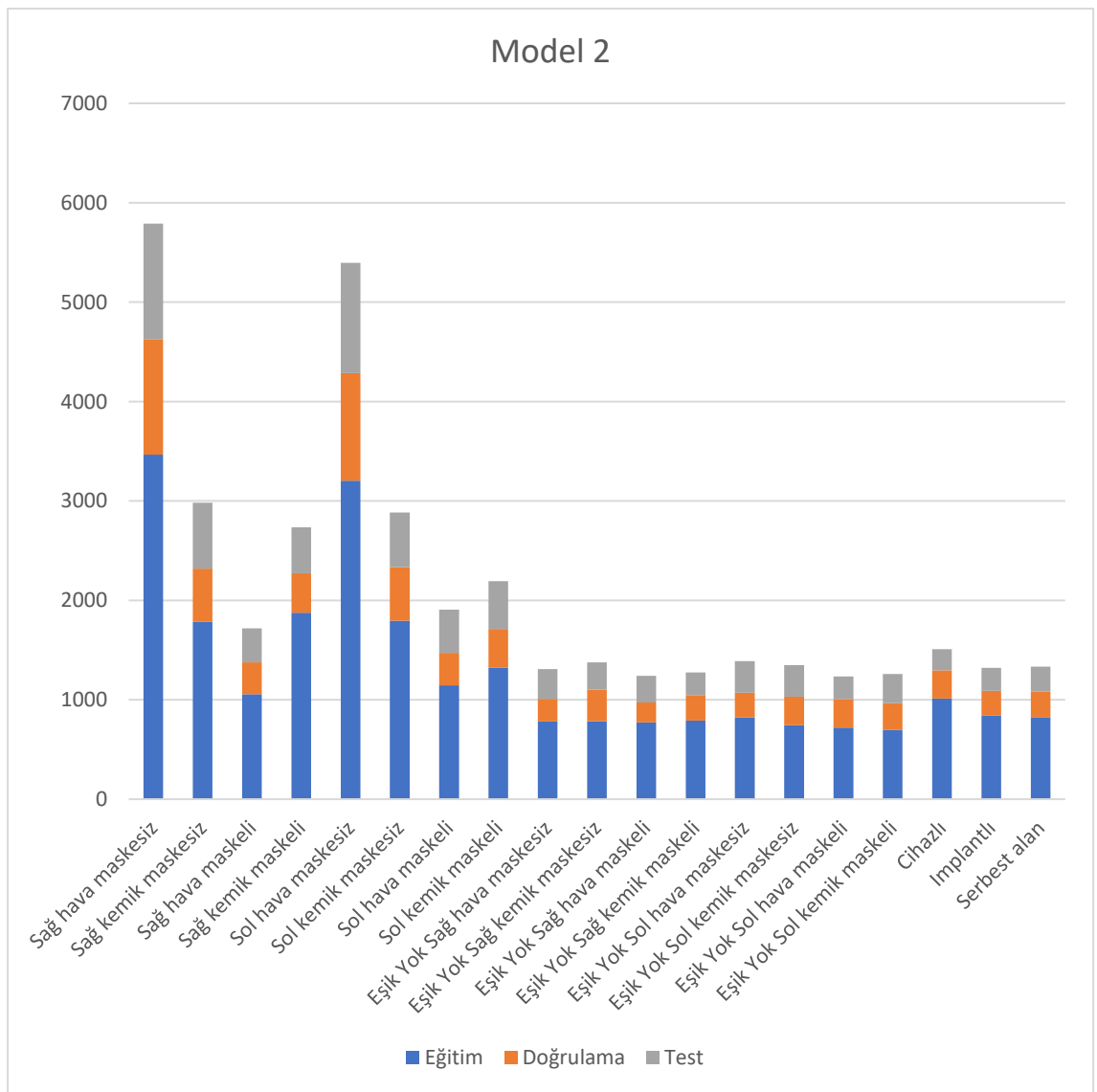
		Gerçek																			
Tahmin	○	0,99	0	0,02	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0,14	
	<	0	0,98	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,06	
	⊠	0	0,01	0,95	0,01	0	0	0,02	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,01	
	[	0	0	0,01	0,96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,05	
	×	0,01	0	0	0	0,98	0,02	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0,18	
	>	0	0,01	0	0	0,01	0,97	0	0	0	0	0	0	0	0,02	0	0	0	0	0,14	
	⊠	0	0	0	0	0	0	0,96	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,04	0	0	0,03	
	]	0	0	0	0,02	0	0	0,01	0,99	0	0	0	0	0	0	0	0	0,04	0	0,08	
	○	0	0	0	0	0	0	0	0	0,97	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0,03	
	<	0	0	0	0	0	0	0	0	0,02	0,98	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,03	
	⊠	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,96	0,01	0	0	0	0	0	0	0,01	
	[	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0,02	0,95	0	0	0	0	0	0	0,04	
	×	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,96	0,01	0	0	0	0	0,03	
	>	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,02	0,97	0	0	0	0,07	
	⊠	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,94	0	0	0,03	
	]	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,03	0	0	0,01	0,02	0,96	0	0,04	
	A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,97	0	0,01	
	Cl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
	S	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0,01
	arkaplan	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0,02	0	0	0	0	0	0	0
		○	<	⊠	[	×	>	⊠	]	○	<	⊠	[	×	>	⊠	]	A	Cl	S	arkaplan

6.1.2. Model 2'ye ait bulgular

Model 2 için veri setinin sınıflara göre dağılımı Şekil 18'de gösterilmiştir. Dağılıma bakıldığında “Sağ hava maskesiz” sınıfına ait veri sayısının eğitim, doğrulama ve test verilerindeki oranları diğer sınıflara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Şekil 18

Model 2 1 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.



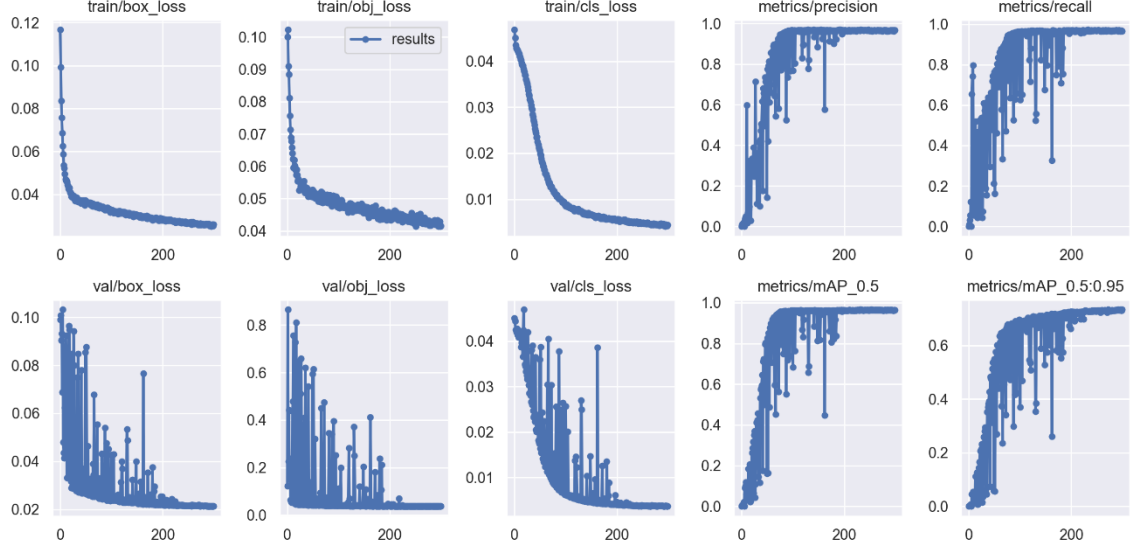
İkinci çapraz doğrulama katı Model 2 için test dosyası olarak ayrılmıştır. 1320 odyogram görüntüsündeki toplam 24457 sembol ile 300 tekrardan oluşan eğitim gerçekleştirilmiştir. Eğitim sürecinde yaklaşık 200. tekrara kadar doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerde dalgalanmalar kaydedilmiş olup 200. tekrardan sonra bu test sonuçlarında iyileşmeler gözlenmiştir. Eğitime ait sonuçlar incelendiğinde 200. tekrarda $\sim 0,0280$ olan eğitim/kutu kaybı değeri 300. tekrara kadar sıklıkla azalarak $\sim 0,0261$ olmuştur. Her tekrar için doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerdeki kayıp değerleri 200. tekrara kadar dalgalanmalar göstermiş, 200. tekrardan sonra kararlı hale gelmiştir. Doğrulama verisi üzerinde yapılan testlerde; 200. tekrarda kesinlik değeri 0,962 iken 300. tekrarda 0,967, duyarlılık değeri ise 0,963 iken 0,965, mAP50 değeri 0,963 iken 0,964, mAP50-95 değeri 0,662'den biraz artarak 0,733 olmuştur. Şekil 19'da eğitim sürecinde, eğitim ve doğrulama kayıplarına ait bulgulara ait grafikler gösterilmiştir.

Model 2'in doğrulama veri üzerindeki performansı Tablo 9'da gösterilmiştir. Tablo 9'daki mAP50 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi "Koklear İmplantlı (C)" (0,995) iken en düşük değere sahip iki sınıf etiketi "Sağ Hava Maskeli (□)" ve "Eşik Yok Sağ Hava Maskeli (□)" (0,888) olmuştur.

440 veriyle yapılan test sonuçlarına ait bulgular Tablo 10'da gösterilmektedir. Tablo 10'da mAP50 ve mAP50-95 değerlerine bakıldığında "Eşik Yok Sağ Hava Maskesiz (○)" etiketine ait sınıflarının tespit edilmesinde model, diğer sınıflara göre daha başarılı (mAP50: 0,995, mAP50-95: 0,797) bulunurken "Eşik Yok Sol Hava Maskeli (×)" etiketine ait sınıfın tespit edilmesinde daha başarısız (mAP50: 0,992, mAP50-95: 0,792) bulunmuştur. Test sonuçları doğrulama sonuçları ile paralellik göstermiştir.

Şekil 19

Model 2'ye ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.



Not. Sol-üst 1: eğitim/kutu kaybı (train/box_loss), sol-üst 2: eğitim/nesne kaybı (train/obj_loss), sol-üst 3: eğitim/sınıf kaybı (train/cls_loss); sol-üst 4: metrikler/keskinlik (metrics/precision); sol-üst 5: duyarlılık (metrics/recall); sol-alt 1: doğrulama/kutu kaybı (val/box_loss); sol-alt 2: doğrulama/nesne kaybı (val/obj_loss); sol-alt 3: doğrulama/sınıf kaybı (val/cls_loss); sol-alt 4: metrikler/mAP50 (metrics/mAP50); sol-alt 5: metrikler/mAP50:95 (metrics/mAP50:95)

Model 2'ye ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi

incelendiğinde modelin “Eşik Yok Sol Hava Maskeli (⊗)” etiketine ait sembolü diğer sembollerle daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Ayrıca modelin bazı kemik yolu ölçümüne ait sembol etiketleri ile bu sembollerin ayna yansımaları arasında karmaşıklık yaşadığı görülmektedir. Örneğin; Model 2 sadece “Eşik Yok Sol Kemik Maskeli (➤)” sınıf etiketine ait sembolü %95 oranında doğru tespit ederken %2 oranında bu sembolü “Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli (↗)” olarak tespit etmektedir. (Bkz: Şekil 20)

Tablo 9

Model 2'ye ait doğrulama sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 2					
	<i>Örnek Sayısı</i>	<i>Keskinlik</i>	<i>Duyarlılık</i>	<i>F1 Ölçümü</i>	<i>mAP50</i>	<i>mAP50 -95</i>
Sağ Hava Maskesiz	1163	0,991	0,993	0,992	0,994	0,771
Sağ Kemik Maskesiz	535	0,965	0,97	0,967	0,959	0,673
Sağ Hava Maskeli	320	0,879	0,934	0,906	0,888	0,743
Sağ Kemik Maskeli	398	0,96	0,98	0,970	0,964	0,682
Sol Hava Maskesiz	1082	0,975	0,996	0,985	0,972	0,682
Sol Kemik Maskesiz	537	0,989	0,983	0,986	0,98	0,689
Sol Hava Maskeli	326	0,933	0,937	0,935	0,931	0,754
Sol Kemik Maskeli	389	0,946	0,982	0,964	0,973	0,646
Eşik Yok Sağ Hava Maskesiz	229	0,991	0,97	0,980	0,977	0,826
Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz	317	0,971	0,984	0,977	0,974	0,731
Eşik Yok Sağ Hava Maskeli	200	0,917	0,93	0,923	0,888	0,748
Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli	255	0,948	0,961	0,954	0,954	0,753
Eşik Yok Sol Hava Maskesiz	250	0,995	0,94	0,967	0,959	0,769
Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz	285	0,996	0,993	0,994	0,993	0,749
Eşik Yok Sol Hava Maskeli	287	0,985	0,91	0,946	0,96	0,807
Eşik Yok Sol Kemik Maskeli	266	0,951	0,955	0,953	0,967	0,733
Cihazlı	283	0,978	0,982	0,980	0,989	0,73
Koklear İmplantlı	249	1	0,994	0,997	0,995	0,732
Serbest Alan	259	0,988	0,967	0,977	0,976	0,724
Tüm Semboller	7630	0,966	0,966	0,966	0,963	0,734

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Tablo 10

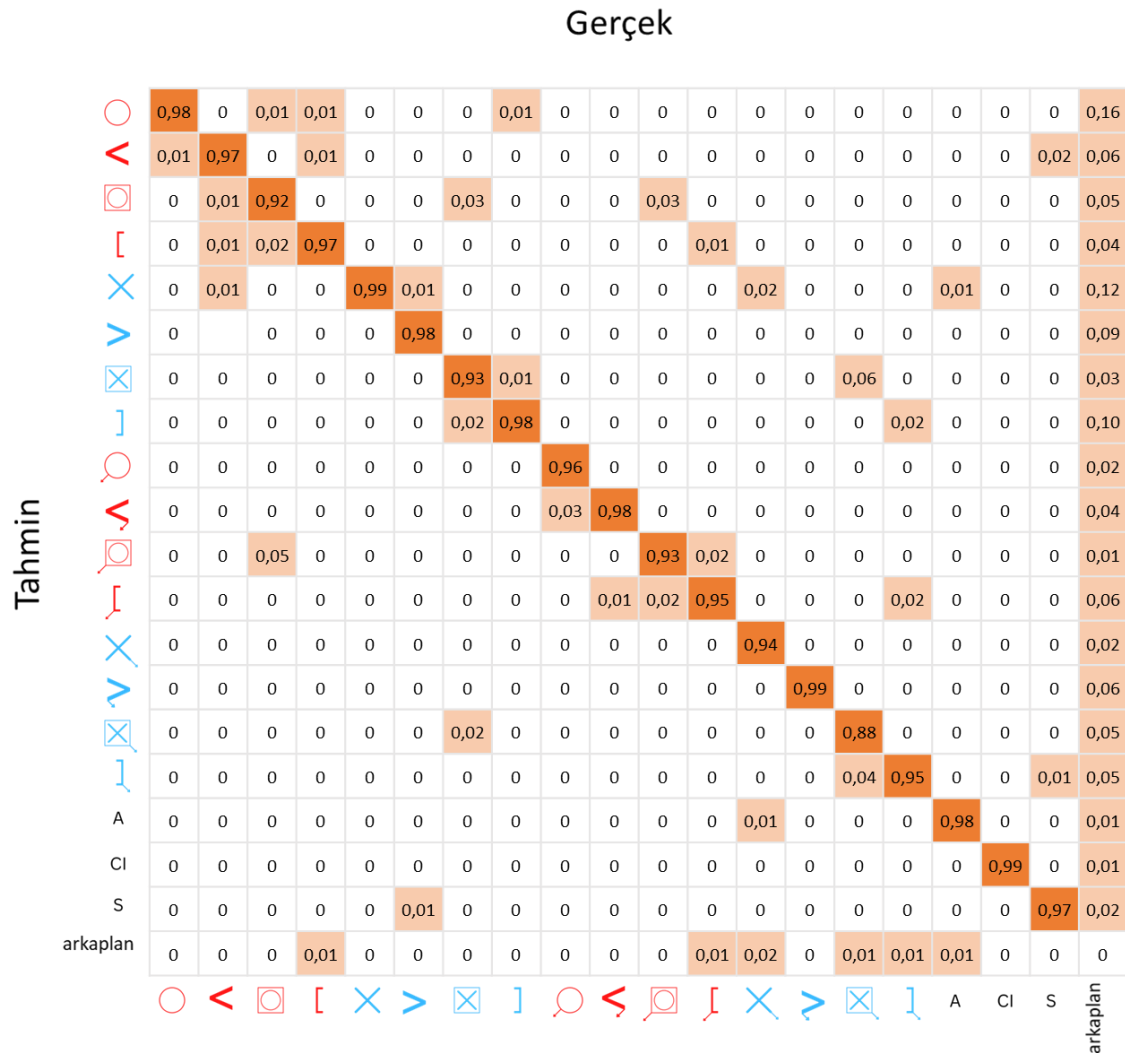
Model 2'ye ait test sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 2					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ Hava Maskesiz	1161	0,981	0,999	0,990	0,992	0,755
Sağ Kemik Maskesiz	661	0,985	0,985	0,985	0,981	0,674
Sağ Hava Maskeli	341	0,98	0,938	0,959	0,982	0,785
Sağ Kemik Maskeli	462	0,964	0,974	0,969	0,96	0,652
Sol Hava Maskesiz	1109	0,986	0,998	0,992	0,983	0,673
Sol Kemik Maskesiz	551	0,966	0,975	0,970	0,961	0,654
Sol Hava Maskeli	435	0,986	0,973	0,979	0,975	0,766
Sol Kemik Maskeli	479	0,992	0,988	0,990	0,994	0,65
Eşik Yok Sağ Hava Maskesiz	299	1	0,997	0,998	0,995	0,797
Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz	275	0,987	0,989	0,988	0,992	0,733
Eşik Yok Sağ Hava Maskeli	269	0,988	0,955	0,971	0,963	0,824
Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli	228	0,987	0,996	0,991	0,995	0,777
Eşik Yok Sol Hava Maskesiz	316	0,988	0,984	0,986	0,995	0,754
Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz	319	0,96	0,968	0,964	0,946	0,695
Eşik Yok Sol Hava Maskeli	228	0,951	0,952	0,951	0,944	0,792
Eşik Yok Sol Kemik Maskeli	293	0,964	0,976	0,970	0,957	0,747
Cihazlı	213	0,998	1	0,999	0,995	0,744
Koklear İmplantlı	230	0,999	0,996	0,997	0,995	0,762
Serbest Alan	249	0,998	1	0,999	0,995	0,747
Tüm Semboller	8118	0,982	0,981	0,982	0,979	0,736

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Şekil 20

Model 2'ye ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.



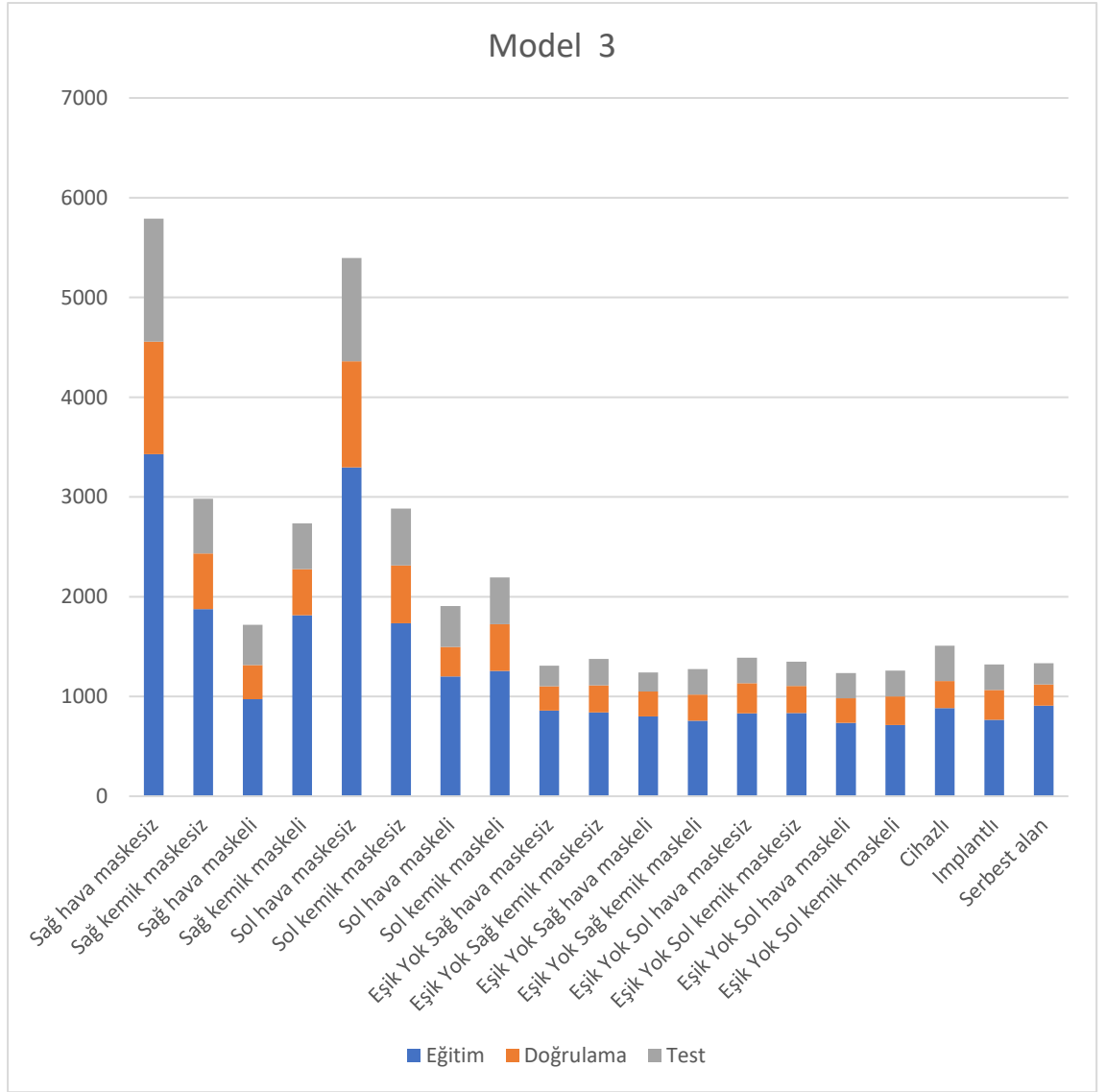
Model 2'ye ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi incelendiğinde modelin “Sağ Hava Maskeli ()” etiketine ait sembolü diğer sembollerle daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Ayrıca modelin kemik yolu ölçümüne ait sembol etiketleri ile bu sembollerin ayna yansımaları arasında az da olsa karışıklık yaşadığı görülmektedir. Örneğin; Model 1 “Eşik Yok Sol Kemik Maskeli ()” sınıf etiketine ait sembolü %94 oranında doğru tespit ederken %2 oranında bu sembolü “Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz ()” olarak tespit etmektedir. (Bkz: Şekil 21)

6.1.3. Model 3'e ait bulgular

Model 3 için veri setinin sınıflara göre dağılımı Şekil 22'de gösterilmiştir. Dağılıma bakıldığında “Sağ hava maskesiz” sınıfına ait veri sayısının eğitim, doğrulama ve test verilerindeki oranları diğer sınıflara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Şekil 22

Model 3 için veri setinin sınıflara göre dağılımı.



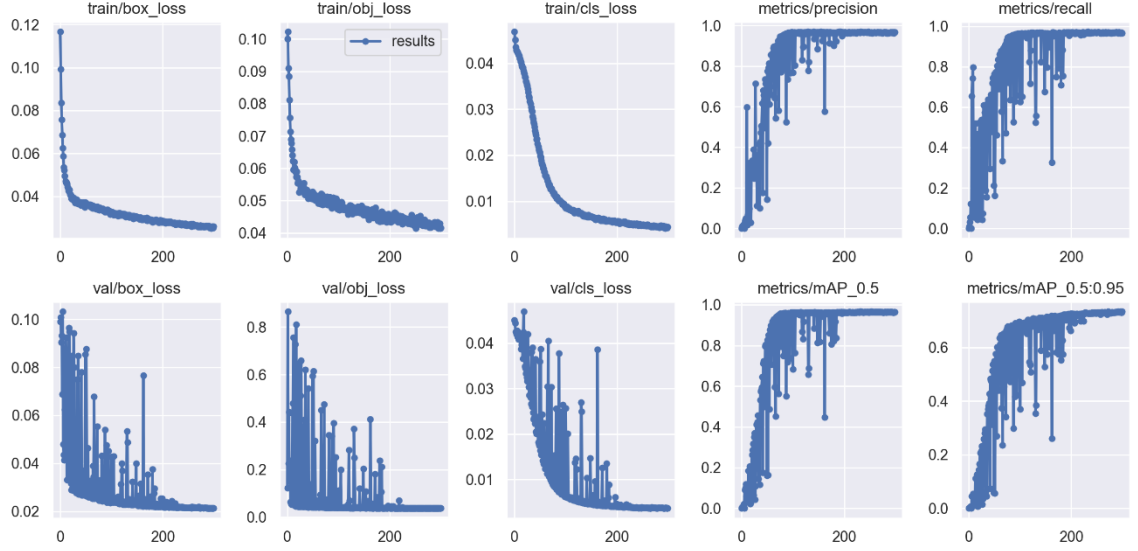
Üçüncü çapraz doğrulama katı Model 3 için test dosyası olarak ayrılmıştır. 1320 odyogram görüntüsündeki toplam 24504 sembol ile 300 tekrardan oluşan eğitim gerçekleştirilmiştir. Eğitim sürecinde yaklaşık 200. tekrara kadar doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerde dalgalanmalar kaydedilmiş olup 200. tekrardan sonra bu test sonuçlarında iyileşmeler gözlenmiştir. Eğitime ait sonuçlar incelendiğinde 200. tekrarda $\sim 0,0283$ olan eğitim kaybı değerleri 300. tekrara kadar sıklıkla azalarak $\sim 0,0259$ olmuştur. Her tekrar için doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerdeki kayıp değerleri 200. tekrara kadar dalgalanmalar göstermiş, 200. tekrardan sonra kararlı hale gelmiştir. Doğrulama verisi üzerinde yapılan testlerde; 200. tekrarda kesinlik değeri 0,976 iken 300. tekrarda 0,979, duyarlılık değeri ise 0,978 iken 0,979, mAP50 değeri 0,971 iken 0,974, mAP50-95 değeri 0,705'ten biraz artarak 0,74 olmuştur. Şekil 23'te eğitim sürecinde, eğitim ve doğrulama kayıplarına ait bulgulara ait grafikler gösterilmiştir.

Model 3'ün doğrulama veri üzerindeki performansı Tablo 11'de gösterilmiştir. Tablo 11'deli mAP50 ve mAP50-95 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi "Cihazlı" (mAP50: 0,995, mAP50-95: 0,764) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi "Eşik Yok Sağ Hava Maskeli" (mAP50: 0,936, mAP50-95: 0,791) olmuştur.

440 veriyle yapılan test sonuçlarına ait bulgular Tablo 12'de gösterilmektedir. Tablo 12'deki mAP50 ve mAP50-95 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi "Serbest Alan" (mAP50: 0,995, mAP50-95: 0,772) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi "Sağ Hava Maskeli ()" (mAP50: 0,933, mAP50-95: 0,757) olmuştur.

Şekil 23

Model 3'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.



Not. Sol-üst 1: eğitim/kutu kaybı (train/box_loss), sol-üst 2: eğitim/nesne kaybı (train/obj_loss), sol-üst 3: eğitim/sınıf kaybı (train/cls_loss); sol-üst 4: metrikler/keskinlik (metrics/precision); sol-üst 5: duyarlılık (metrics/recall); sol-alt 1: doğrulama/kutu kaybı (val/box_loss); sol-alt 2: doğrulama/nesne kaybı (val/obj_loss); sol-alt 3: doğrulama/sınıf kaybı (val/cls_loss); sol-alt 4: metrikler/mAP50 (metrics/mAP50); sol-alt 5: metrikler/mAP50:95 (metrics/mAP50:95)

Model 3'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi

incelendiğinde modelin %91 oranıyla “Eşik Yok Sağ Hava Maskeli (☑)” etiketine ait sembolü diğer sembollerle daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Ayrıca modelin “Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz (➡)” sınıf etiketine ait sembolü ile bu sembolün ayna yansıması olan “Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz (↩)” sınıf etiketine ait sembolünün tespiti arasında karışıklık yaşadığı görülmektedir. (Bkz: Şekil 24)

Model 3'e ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi incelendiğinde modelin “Serbest Alan (S)” etiketine ait sembolü diğer sembollere göre daha başarılı

bir şekilde tespit ettiği gözlemlenmektedir. Bununla beraber Model 3'ün ayna yansıması olan sembollerde herhangi bir karmaşıklık yaşadığı görülmemektedir. (Bkz: Şekil 25)

Tablo 11

Model 3'e ait validasyon sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 3					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ Hava Maskesiz	0,991	0,997	0,994	0,974	0,753	0,991
Sağ Kemik Maskesiz	0,977	0,998	0,987	0,99	0,674	0,977
Sağ Hava Maskeli	0,935	0,965	0,950	0,985	0,764	0,935
Sağ Kemik Maskeli	0,97	0,976	0,973	0,948	0,698	0,97
Sol Hava Maskesiz	0,98	0,995	0,987	0,975	0,685	0,98
Sol Kemik Maskesiz	0,98	0,972	0,976	0,979	0,666	0,98
Sol Hava Maskeli	0,955	0,953	0,954	0,971	0,769	0,955
Sol Kemik Maskeli	0,975	0,97	0,972	0,953	0,679	0,975
Eşik Yok Sağ Hava Maskesiz	1	0,969	0,984	0,973	0,806	1
Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz	0,982	0,995	0,988	0,982	0,755	0,982
Eşik Yok Sağ Hava Maskeli	0,991	0,925	0,957	0,936	0,791	0,991
Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli	0,939	0,992	0,965	0,944	0,739	0,939
Eşik Yok Sol Hava Maskesiz	0,999	0,983	0,991	0,995	0,748	0,999
Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz	0,972	0,978	0,975	0,96	0,731	0,972
Eşik Yok Sol Hava Maskeli	0,995	0,988	0,991	0,989	0,814	0,995
Eşik Yok Sol Kemik Maskeli	0,979	0,963	0,971	0,976	0,753	0,979
Cihazlı	0,998	1	0,999	0,995	0,764	0,998
Koklear İmplantlı	0,999	1	0,999	0,995	0,748	0,999
Serbest Alan	0,999	0,972	0,985	0,976	0,725	0,999
Tüm Semboller	0,980	0,978	0,979	0,973	0,740	0,980

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Tablo 12

Model 3'e ait test sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 3					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ Hava Maskesiz	1232	0,987	0,989	0,988	0,984	0,763
Sağ Kemik Maskesiz	547	0,967	0,987	0,977	0,97	0,654
Sağ Hava Maskeli	403	0,952	0,941	0,946	0,933	0,757
Sağ Kemik Maskeli	457	0,973	0,95	0,961	0,942	0,63
Sol Hava Maskesiz	1035	0,987	0,993	0,990	0,985	0,674
Sol Kemik Maskesiz	570	0,989	0,989	0,989	0,988	0,688
Sol Hava Maskeli	411	0,977	0,973	0,975	0,968	0,783
Sol Kemik Maskeli	467	0,978	0,989	0,983	0,985	0,679
Eşik Yok Sağ Hava Maskesiz	207	0,999	1	0,999	0,995	0,838
Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz	264	0,991	0,989	0,990	0,995	0,748
Eşik Yok Sağ Hava Maskeli	191	0,945	0,986	0,965	0,987	0,841
Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli	257	0,965	0,984	0,974	0,971	0,781
Eşik Yok Sol Hava Maskesiz	257	0,973	0,967	0,970	0,959	0,763
Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz	245	0,99	0,963	0,976	0,983	0,709
Eşik Yok Sol Hava Maskeli	254	0,932	0,976	0,953	0,961	0,806
Eşik Yok Sol Kemik Maskeli	257	0,949	0,948	0,948	0,961	0,733
Cihazlı	355	0,991	1	0,995	0,99	0,721
Koklear İmplantlı	256	0,998	0,996	0,997	0,995	0,752
Serbest Alan	213	0,999	1	0,999	0,995	0,772
Tüm Semboller	7878	0,976	0,980	0,978	0,976	0,742

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Şekil 24

Model 3'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.

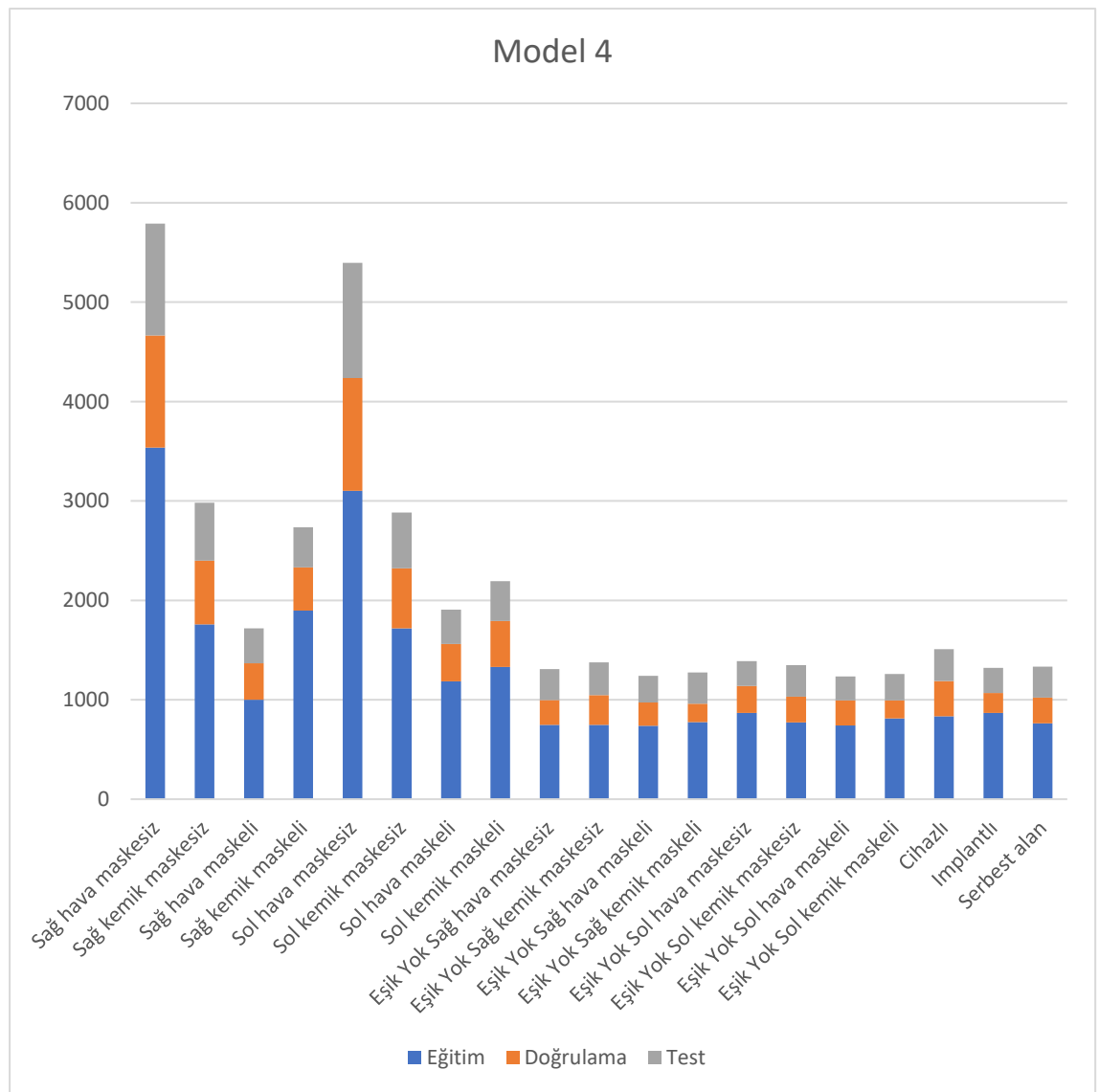
		Gerçek																			
Tahmin	○	0,99	0	0,02	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,13
	<	0	0,99	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0,03	0,05
	⊠	0	0	0,95	0,02	0	0	0,02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,02
	[	0	0	0,01	0,98	0	0	0	0	0	0	0,02	0,02	0	0	0	0	0	0	0	0,05
	×	0	0	0	0	0,99	0,01	0,02	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0,19
	>	0	0	0	0	0,01	0,97	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,08
	⊠	0	0	0	0	0	0	0,95	0,02	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0,02
	]	0	0	0	0	0	0	0	0,97	0	0	0	0	0	0	0	0	0,02	0	0	0,07
	○	0	0	0	0	0	0	0	0	0,96	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0,03
	<	0	0	0	0	0	0	0	0	0,03	0,95	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,06
	⊠	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,91	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0,04
	]	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,03	0,05	0,97	0	0	0	0,01	0	0	0	0,05
	×	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,99	0	0	0	0	0	0	0,06
	>	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0,01	0	0	0	0,97	0	0,01	0	0	0	0,03
	⊠	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,97	0	0	0	0	0,03
	]	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,03	0,01	0,95	0	0	0	0,07
	A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	CI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	S	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,97	0
	arkaplan	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		○	<	⊠	[	×	>	⊠	]	○	<	⊠	]	×	>	⊠	]	A	CI	S	arkaplan

6.1.4. Model 4'e ait bulgular

Model 4 için veri setinin sınıflara göre dağılımı Şekil 26'da gösterilmiştir. Dağılıma bakıldığında “Sağ hava maskesiz” sınıfına ait veri sayısının eğitim, doğrulama ve test verilerindeki oranları diğer sınıflara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Şekil 26

Model 4 1 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.



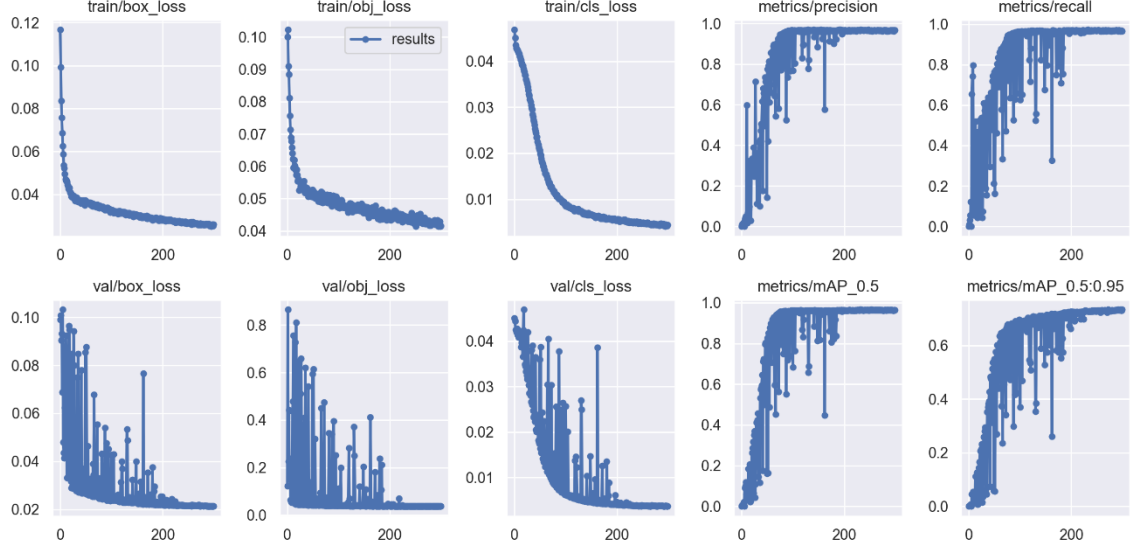
Dördüncü çapraz doğrulama katı Model 4 için test dosyası olarak ayrılmıştır. 1320 odyogram görüntüsündeki toplam 24209 sembol ile 300 tekrardan oluşan eğitim gerçekleştirilmiştir. Eğitim sürecinde yaklaşık 200. tekrara kadar doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerde dalgalanmalar kaydedilmiş olup 200. tekrardan sonra bu test sonuçlarında iyileşmeler gözlenmiştir. Eğitime ait sonuçlar incelendiğinde 200. tekrarda $\sim 0,0279$ olan eğitim kaybı değerleri 300. tekrara kadar sıklıkla azalarak $\sim 0,026$ olmuştur. Her tekrar için doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerdeki kayıp değerleri 200. tekrara kadar dalgalanmalar göstermiş, 200. tekrardan sonra kararlı hale gelmiştir. Doğrulama verisi üzerinde yapılan testlerde; 200. tekrarda kesinlik değeri 0,978 iken 300. tekrarda 0,976, duyarlılık değeri ise 0,979 iken 0,98, mAP50 değeri 0,975 iken 0,976, mAP50-95 değeri 0,722'den biraz artarak 0,728 olmuştur. Şekil 27'te eğitim sürecinde, eğitim ve doğrulama kayıplarına ait bulguların sonuçları gösterilmiştir.

Model 4'ün doğrulama veri üzerindeki performansı Tablo 13'te gösterilmiştir. Tablo 13'te mAP50 ve mAP50-95 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi “Serbest Alan (S)” (mAP50: 0,995, mAP50-95: 0,738) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi “Sağ Hava Maskeli (□)” (mAP50: 0,938, mAP50-95: 0,738) olmuştur.

440 veriyle yapılan test sonuçlarına ait bulgular Tablo 14'te gösterilmektedir. mAP50 ve mAP50-95 değerlendirmeleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi “Koklear İmplantlı (CI)” (mAP50: 0,994, mAP50-95: 0,741) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi “Eşik Yok Sağ Hava Maskeli (□)” (mAP50: 0,933, mAP50-95: 0,782) olmuştur.

Şekil 27

Model 4'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.



Not. Sol-üst 1: eğitim/kutu kaybı (train/box_loss), sol-üst 2: eğitim/nesne kaybı (train/obj_loss), sol-üst 3: eğitim/sınıf kaybı (train/cls_loss); sol-üst 4: metrikler/keskinlik (metrics/precision); sol-üst 5: duyarlılık (metrics/recall); sol-alt 1: doğrulama/kutu kaybı (val/box_loss); sol-alt 2: doğrulama/nesne kaybı (val/obj_loss); sol-alt 3: doğrulama/sınıf kaybı (val/cls_loss); sol-alt 4: metrikler/mAP50 (metrics/mAP50); sol-alt 5: metrikler/mAP50:95 (metrics/mAP50:95)

Model 4'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi

incelendiğinde modelin “Eşik Yok Sol Hava Maskeli (☒)” etiketine ait sembolü %94 oranıyla başarılı bir şekilde tespit edebilmesiyle birlikte diğer sembollerle daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Ayrıca modelin “Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz (☞)”, “Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz (☞)”, “Eşik Yok Sol Kemik Maskeli (☒)”, “Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli (☒)” sınıf etiketlerine ait sembollerin tespiti arasında karışıklık yaşadığı görülmektedir. (Bkz: Şekil 28)

Tablo 13

Model 4'e ait doğrulama sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 4					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ hava maskesiz	1130	0,988	0,998	0,993	0,987	0,746
Sağ kemik maskesiz	640	0,985	0,989	0,987	0,993	0,670
Sağ hava maskeli	366	0,914	0,978	0,945	0,938	0,738
Sağ kemik maskeli	434	0,961	0,954	0,957	0,946	0,631
Sol hava maskesiz	1133	0,983	0,996	0,989	0,981	0,663
Sol kemik maskesiz	605	0,966	0,984	0,975	0,970	0,668
Sol hava maskeli	376	0,965	0,971	0,968	0,960	0,770
Sol kemik maskeli	465	0,972	0,981	0,976	0,991	0,672
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	251	0,947	0,997	0,971	0,994	0,812
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	298	0,993	0,989	0,991	0,993	0,749
Eşik Yok Sağ hava maskeli	234	1	0,940	0,969	0,963	0,821
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	184	0,938	0,995	0,966	0,939	0,714
Eşik Yok Sol hava maskesiz	269	0,984	1	0,992	0,991	0,777
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	258	1	0,992	0,996	0,995	0,719
Eşik Yok Sol hava maskeli	251	0,972	0,944	0,958	0,961	0,781
Eşik Yok Sol kemik maskeli	180	0,984	0,983	0,983	0,981	0,742
Cihazlı	354	0,990	0,960	0,975	0,961	0,713
Koklear İmplantlı	200	0,999	1	0,999	0,995	0,723
Serbest alan	261	0,996	1	0,998	0,995	0,738
Tüm Semboller	7889	0,976	0,982	0,978	0,975	0,729

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Tablo 14

Model 4'e ait test sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 4					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ hava maskesiz	1124	0,988	0,99	0,988999	0,987	0,752
Sağ kemik maskesiz	582	0,964	0,979	0,971442	0,961	0,651
Sağ hava maskeli	352	0,915	0,989	0,950562	0,919	0,756
Sağ kemik maskeli	402	0,954	0,973	0,963406	0,95	0,655
Sol hava maskesiz	1158	0,984	0,998	0,990951	0,983	0,696
Sol kemik maskesiz	561	0,956	0,991	0,973185	0,956	0,654
Sol hava maskeli	345	0,924	0,968	0,945488	0,935	0,731
Sol kemik maskeli	398	0,971	0,939	0,954732	0,956	0,622
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	311	0,951	1	0,974885	0,968	0,815
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	330	0,997	0,95	0,972933	0,963	0,73
Eşik Yok Sağ hava maskeli	269	0,968	0,911	0,938635	0,933	0,782
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	315	0,984	0,958	0,970826	0,975	0,764
Eşik Yok Sol hava maskesiz	251	1	0,971	0,985287	0,988	0,77
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	319	0,99	0,933	0,960655	0,969	0,731
Eşik Yok Sol hava maskeli	242	0,978	0,967	0,972469	0,97	0,795
Eşik Yok Sol kemik maskeli	265	0,951	0,992	0,971067	0,979	0,741
Cihazlı	321	0,96	1	0,979592	0,979	0,717
Koklear İmplantlı	251	0,995	1	0,997494	0,994	0,741
Serbest alan	311	0,976	0,997	0,986388	0,977	0,709
Tüm Semboller	8107	0,969	0,974	0,971361	0,965	0,727

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

ait sembolü %94 oranında doğru tespit ederken %1 oranında bu sembolü “Eşik Yok
Sol Kemik Maskesiz (↗)” olarak tespit etmektedir. (Bkz: Şekil 29)

Şekil 29

Model 4’e ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.

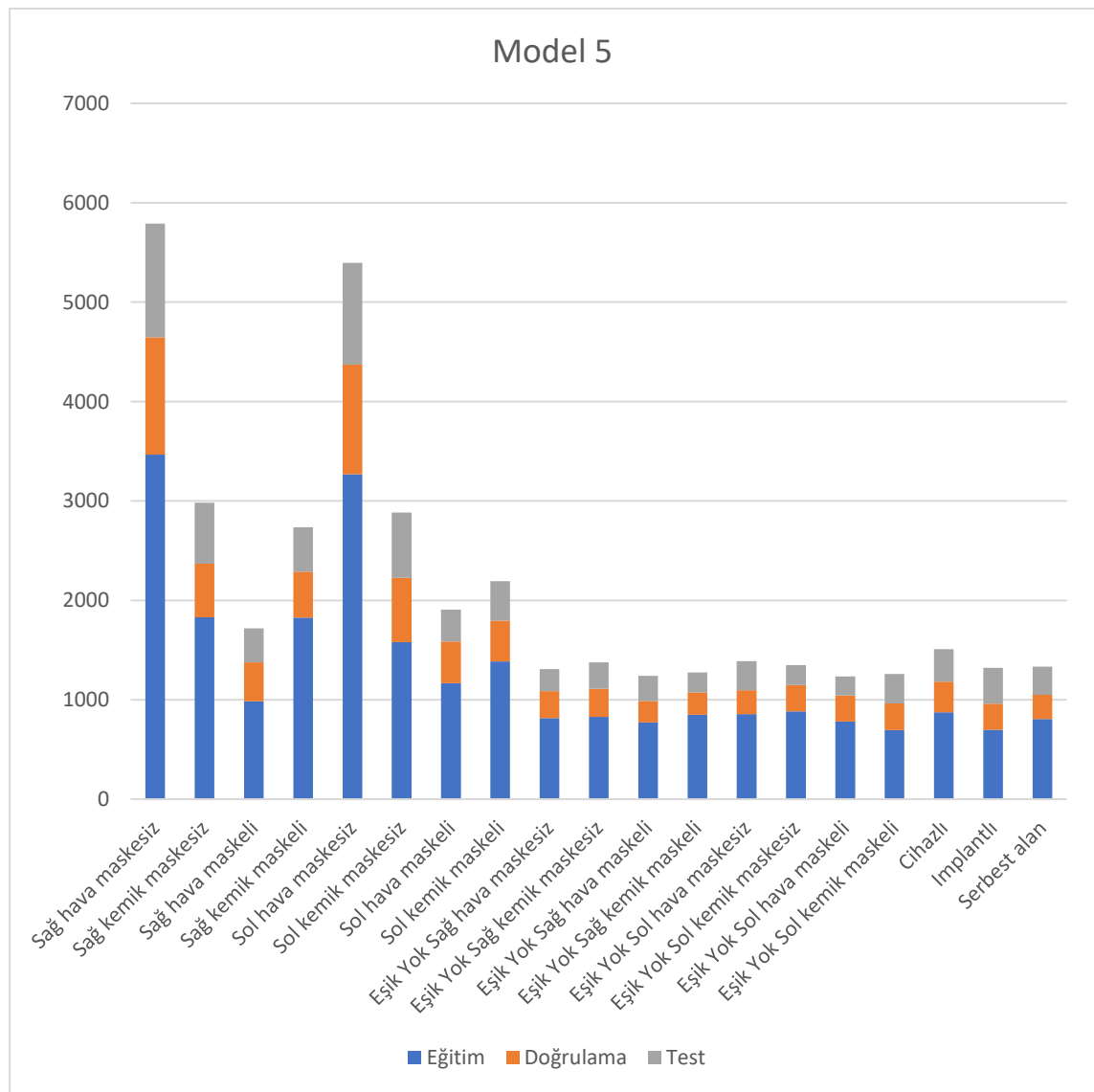
		Gerçek																				
Tahmin	○	0,98	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0,01	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,12	
	<	0	0,97	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0,04	0	0	0	0	0	0	0	0	0,07	
	□	0	0	0,98	0,01	0	0	0,01	0	0	0	0,03	0	0	0	0	0	0	0	0	0,04	
	[	0	0,01	0	0,97	0	0	0	0	0	0	0,02	0,03	0	0	0	0	0	0	0	0,06	
	×	0,01	0	0	0	0,99	0	0,02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0,11	
	>	0	0,01	0	0	0	0,99	0	0	0	0	0	0	0	0	0,04	0	0	0	0	0,11	
	⊗	0	0	0	0	0	0	0,97	0,03	0	0	0	0	0	0	0	0,04	0	0	0	0,05	
	]	0	0	0	0	0	0	0	0,94	0	0	0	0	0	0	0	0	0,02	0	0	0,08	
	○	0	0	0	0	0	0	0	0	0,99	0,01	0,04	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,03	
	<	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,94	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,03	
	□	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0,91	0,02	0	0	0	0	0	0	0,02	
	[	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,93	0	0	0	0	0	0	0,04	
	×	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,97	0	0	0	0	0	0,03	
	>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0,92	0	0,02	0	0	0,07	
	⊗	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0,95	0	0	0	0,02	
	]	0	0	0	0	0	0	0	0,02	0	0	0	0	0	0	0,03	0	0,96	0	0	0,05	
	A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0,99	0	0,04	
Cl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0		
S	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0,04	
arkaplan	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
		○	<	□	[	×	>	⊗	]	○	<	□	[	×	>	⊗	]	A	Cl	S	arkaplan	

6.1.5. Model 5'e ait bulgular

Model 5 için veri setinin sınıflara göre dağılımı Şekil 30'da gösterilmiştir. Dağılıma bakıldığında “Sağ hava maskesiz” sınıfına ait veri sayısının eğitim, doğrulama ve test verilerindeki oranları diğer sınıflara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Şekil 30

Model 5 1 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.



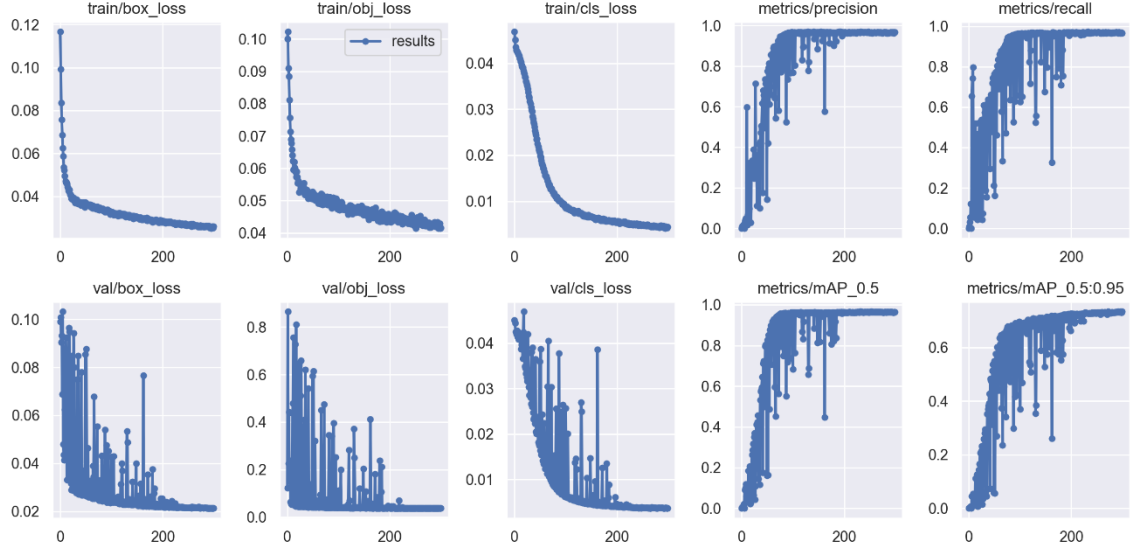
Beşinci çapraz doğrulama katı Model 5 için test dosyası olarak ayrılmıştır. 1320 odyogram görüntüsündeki toplam 24377 sembol ile 300 tekrardan oluşan eğitim gerçekleştirilmiştir. Eğitim sürecinde yaklaşık 200. tekrara kadar doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerde dalgalanmalar kaydedilmiş olup 200. tekrardan sonra bu test sonuçlarında iyileşmeler gözlenmiştir. Eğitime ait sonuçlar incelendiğinde 200. tekrarda $\sim 0,0285$ olan eğitim kaybı değerleri 300. tekrara kadar sıklıkla azalarak $\sim 0,0261$ olmuştur. Her tekrar için doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerdeki kayıp değerleri 200. tekrara kadar dalgalanmalar göstermiş, 200. tekrardan sonra kararlı hale gelmiştir. Doğrulama verisi üzerinde yapılan testlerde; 200. tekrarda kesinlik değeri 0,9737 iken 300. tekrarda 0,9747, duyarlılık değeri ise 0,9748 iken 0,9717, mAP50 değeri 0,9694 iken 0,9699, mAP50-95 değeri 0,7256'dan biraz artarak 0,7305 olmuştur. Şekil 31'de eğitim sürecinde, eğitim ve doğrulama kayıplarına ait bulguların sonuçları gösterilmiştir.

Model 5'in doğrulama veri üzerindeki performansı Tablo 14'te gösterilmiştir. Tablo 14'te mAP50 ve mAP50-95 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi “Serbest Alan (S)” (mAP50: 0,995, mAP50-95: 0,756) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi “Sağ Hava Maskeli (☐)” (mAP50: 0,886, mAP50-95: 0,766) olmuştur.

440 veriyle yapılan test sonuçlarına ait bulgular Tablo 15'te gösterilmektedir. Tablo 15'te mAP50 ve mAP50-95 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi “Koklear İmplantlı (CI)” (mAP50: 0,995, mAP50-95: 0,713) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi “Eşik Yok Sol Hava Maskeli (☒)” (mAP50: 0,883, mAP50-95: 0,743) olmuştur.

Şekil 31

Model 5'e ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.



Not. Sol-üst 1: eğitim/kutu kaybı (train/box_loss), sol-üst 2: eğitim/nesne kaybı (train/obj_loss), sol-üst 3: eğitim/sınıf kaybı (train/cls_loss); sol-üst 4: metrikler/keskinlik (metrics/precision); sol-üst 5: duyarlılık (metrics/recall); sol-alt 1: doğrulama/kutu kaybı (val/box_loss); sol-alt 2: doğrulama/nesne kaybı (val/obj_loss); sol-alt 3: doğrulama/sınıf kaybı (val/cls_loss); sol-alt 4: metrikler/mAP50 (metrics/mAP50); sol-alt 5: metrikler/mAP50:95 (metrics/mAP50:95)

Model 5'e ait doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi

incelendiğinde modelin “Eşik Yok Sol Hava Maskeli (☒)” etiketine ait sembolü %89 oranıyla başarılı bir şekilde tespit edebilmesiyle birlikte diğer sembollerle daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Ayrıca modelin “Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz (☞)”, “Eşik Yok Sağ Kemik Maskesiz (☞)”, “Eşik Yok Sol Kemik Maskeli (1)”, “Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli (1)” sınıf etiketlerine ait sembollerin tespiti arasında karışıklık yaşadığı görülmektedir. (Bkz: Şekil 32)

Tablo 15

Model 5'e ait doğrulama sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 5					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ hava maskesiz	1181	0,994	0,986	0,990	0,99	0,749
Sağ kemik maskesiz	539	0,971	0,993	0,982	0,981	0,676
Sağ hava maskeli	393	0,91	0,947	0,928	0,93	0,759
Sağ kemik maskeli	462	0,959	0,966	0,962	0,947	0,66
Sol hava maskesiz	1102	0,982	0,997	0,989	0,979	0,679
Sol kemik maskesiz	647	0,988	0,988	0,988	0,986	0,684
Sol hava maskeli	418	0,952	0,947	0,949	0,928	0,734
Sol kemik maskeli	410	0,954	0,988	0,971	0,976	0,633
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	271	0,993	0,977	0,985	0,993	0,812
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	285	0,984	0,982	0,983	0,986	0,72
Eşik Yok Sağ hava maskeli	214	0,918	0,939	0,928	0,886	0,766
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	223	0,995	0,959	0,977	0,977	0,75
Eşik Yok Sol hava maskesiz	240	0,982	0,979	0,980	0,988	0,753
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	267	0,983	0,978	0,980	0,993	0,737
Eşik Yok Sol hava maskeli	262	0,999	0,905	0,950	0,941	0,779
Eşik Yok Sol kemik maskeli	270	0,985	0,996	0,990	0,985	0,776
Cihazlı	309	0,994	0,998	0,996	0,992	0,741
Implanlı	262	0,996	0,996	0,996	0,995	0,746
Serbest alan	245	0,995	0,992	0,993	0,995	0,756
Tüm Semboller	8000	0,975	0,974	0,975	0,971	0,732

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Tablo 16

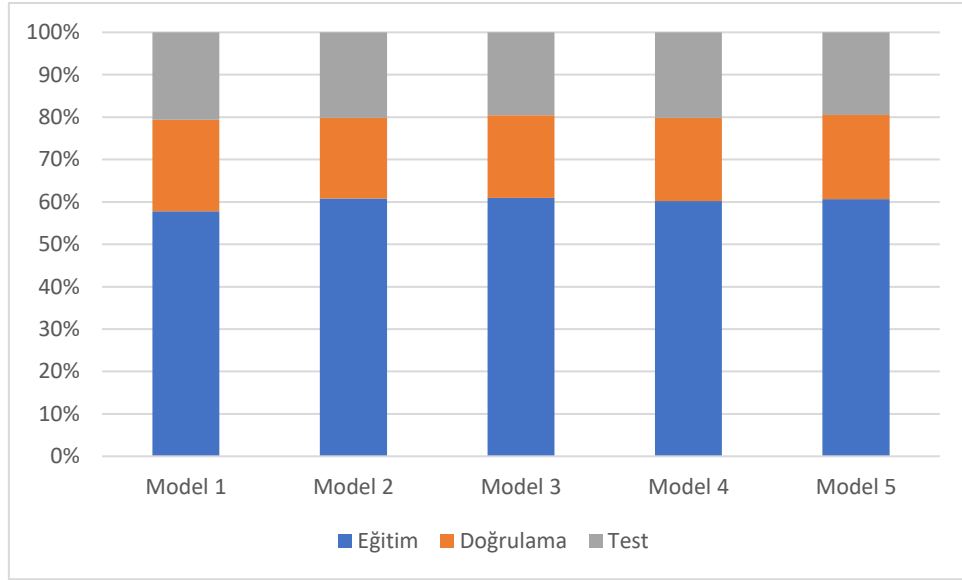
Model 5'e ait test sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Model 5					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ hava maskesiz	1142	0,986	0,993	0,989	0,988	0,758
Sağ kemik maskesiz	614	0,977	0,978	0,977	0,964	0,667
Sağ hava maskeli	340	0,95	0,999	0,974	0,959	0,778
Sağ kemik maskeli	445	0,986	0,956	0,971	0,966	0,67
Sol hava maskesiz	1023	0,972	0,998	0,985	0,969	0,665
Sol kemik maskesiz	657	0,985	0,974	0,979	0,981	0,668
Sol hava maskeli	321	0,955	0,959	0,957	0,928	0,738
Sol kemik maskeli	397	0,987	0,99	0,988	0,994	0,674
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	222	0,991	0,97	0,980	0,98	0,787
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	264	0,952	1	0,975	0,982	0,735
Eşik Yok Sağ hava maskeli	255	0,981	0,925	0,952	0,947	0,808
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	201	0,947	1	0,973	0,964	0,745
Eşik Yok Sol hava maskesiz	292	0,996	0,997	0,996	0,994	0,76
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	201	0,957	0,995	0,976	0,984	0,728
Eşik Yok Sol hava maskeli	191	0,917	0,931	0,924	0,883	0,743
Eşik Yok Sol kemik maskeli	294	0,996	0,935	0,965	0,965	0,72
Cihazlı	327	1	0,958	0,979	0,984	0,733
Implantlı	358	0,997	1	0,998	0,995	0,713
Serbest alan	284	0,998	0,944	0,970	0,964	0,698
Tüm Semboller	7828	0,975	0,974	0,975	0,968	0,726

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Şekil 34

Tüm modellere ait eğitim, doğrulama ve test veri sınıf dağılımları.



Çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak oluşturulan modellerin test sonuçları karşılaştırıldığında mAP50 değerlerine göre en başarılı model Model 2 iken başarı oranı en düşük model Model 4 olmuştur. Modellere ait sonuçlar arasında belirgin farklar görülmemiştir. Bununla birlikte tüm modellere ait test sonuçlarına bakıldığında mAP50 değerleri 0,96'nın üzerindedir. (Bkz: Tablo 17)

Modellerin başarımlarını genelleylebilmek adına, modellerin doğrulama ve test veri seti üzerindeki başarımların ortalamaları ve başarımlara ait standart sapmaları hesaplanmıştır. Doğrulama veri setine ait elde edilen bulgular Tablo 18'de gösterilmektedir. Bu sonuçlara bakılarak mAP50 değerleri üzerinden yapılan değerlendirmede; doğrulama veri seti üzerinde en başarılı sınıf "Koklear İmplantlı (CI)" ($0,994 \pm 0$) iken en düşük değere sahip sınıf "Sağ Hava Maskeli (0,923 \pm 0,044) olmuştur. Test veri seti üzerinde yapılan değerlendirmeler sonucunda mAP50 değerlerine göre, en başarılı sınıf "Koklear İmplantlı (CI)" ($0,995 \pm 0$) iken en düşük

Tablo 17

Modellerin doğrulama ve test sonuçlarının karşılaştırıldığı tablo.

Model	Keskinlik		Duyarlılık		mAP50		mAP50-95	
	<i>Val</i>	<i>Test</i>	<i>Val</i>	<i>Test</i>	<i>Val</i>	<i>Test</i>	<i>Val</i>	<i>Test</i>
Model 1	0,966	0,971	0,971	0,977	0,956	0,974	0,724	0,737
Model 2	0,966	0,982	0,966	0,981	0,963	0,979	0,734	0,736
Model 3	0,98	0,976	0,978	0,98	0,973	0,976	0,74	0,742
Model 4	0,976	0,969	0,982	0,974	0,975	0,965	0,729	0,727
Model 5	0,975	0,975	0,974	0,974	0,971	0,968	0,732	0,726
Tüm Semboller	0,973	0,975	0,974	0,977	0,968	0,972	0,732	0,734
Std	$\pm 0,006$	$\pm 0,005$	$\pm 0,006$	$\pm 0,003$	$\pm 0,008$	$\pm 0,006$	$\pm 0,006$	$\pm 0,007$

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir. Val, doğrulama bulgularını

göstermektedir.

değere sahip sınıf “Sağ Hava Maskeli (☐)” ($0,947 \pm 0,024$) olmuştur. (Bkz: Tablo 19)

Elde edilen test sonuçları doğrulama sonuçları ile benzerlik göstermiştir. Veri setinin model performansı değerlendirilmesi sonucunda en iyi bulunan sınıf etiketi “Koklear İmplantlı (CI)” iken en başarısız sembol tespiti ise “Sağ Hava Maskeli (☐)” üzerinde olmuştur.

Tablo 18

Çapraz doğrulama için modellerin her sınıf üzerinde doğrulama sonuçlarının karşılaştırıldığı tablo.

Sınıflar	Ortalama					
	<i>n</i>	<i>Keskinlik</i>	<i>Duyarlılık</i>	<i>F1</i> <i>Ölçümü</i>	<i>mAP50</i>	<i>mAP50-95</i>
Sağ hava maskesiz	1145	0,989 (±0,005)	0,993 (±0,005)	0,991 (±0,003)	0,985 (±0,008)	0,756 (±0,01)
Sağ kemik maskesiz	580	0,974 (±0,007)	0,986 (±0,011)	0,98 (±0,008)	0,978 (±0,015)	0,673 (±0,002)
Sağ hava maskeli	361	0,904 (±0,024)	0,955 (±0,017)	0,928 (±0,019)	0,923 (±0,044)	0,741 (±0,024)
Sağ kemik maskeli	444	0,959 (±0,009)	0,966 (±0,012)	0,963 (±0,009)	0,947 (±0,012)	0,662 (±0,028)
Sol hava maskesiz	1252	0,979 (±0,004)	0,995 (±0,002)	0,987 (±0,003)	0,976 (±0,004)	0,676 (±0,009)
Sol kemik maskesiz	594	0,974 (±0,018)	0,983 (±0,006)	0,978 (±0,009)	0,973 (±0,013)	0,671 (±0,016)
Sol hava maskeli	350	0,945 (±0,018)	0,957 (±0,016)	0,951 (±0,012)	0,944 (±0,02)	0,752 (±0,018)
Sol kemik maskeli	423	0,964 (±0,013)	0,983 (±0,009)	0,973 (±0,007)	0,974 (±0,014)	0,651 (±0,024)
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	248	0,981 (±0,021)	0,983 (±0,015)	0,982 (±0,006)	0,982 (±0,011)	0,816 (±0,008)
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	288	0,986 (±0,011)	0,98 (±0,018)	0,983 (±0,008)	0,978 (±0,014)	0,736 (±0,015)
Eşik Yok Sağ hava maskeli	240	0,958 (±0,039)	0,934 (±0,006)	0,945 (±0,019)	0,921 (±0,033)	0,784 (±0,028)
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	238	0,963 (±0,03)	0,979 (±0,018)	0,971 (±0,015)	0,962 (±0,023)	0,748 (±0,026)
Eşik Yok Sol hava maskesiz	269	0,99 (±0,007)	0,974 (±0,022)	0,982 (±0,01)	0,98 (±0,016)	0,76 (±0,012)
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	279	0,989 (±0,012)	0,975 (±0,024)	0,982 (±0,013)	0,982 (±0,017)	0,733 (±0,011)
Eşik Yok Sol hava maskeli	253	0,98 (±0,021)	0,936 (±0,033)	0,957 (±0,021)	0,951 (±0,031)	0,784 (±0,03)
Eşik Yok Sol kemik maskeli	245	0,973 (±0,014)	0,966 (±0,025)	0,978 (±0,016)	0,971 (±0,016)	0,746 (±0,02)
Cihazlı	303	0,986 (±0,011)	0,988 (±0,017)	0,987 (±0,01)	0,983 (±0,014)	0,739 (±0,019)
Koklear İmplantlı	259	0,997 (±0,004)	0,998 (±0,003)	0,997 (±0,002)	0,994 (±0,001)	0,739 (±0,011)
Serbest alan	238	0,987 (±0,016)	0,985 (±0,015)	0,986 (±0,01)	0,981 (±0,013)	0,734 (±0,013)
Tüm Semboller	8011	0,973 (±0,006)	0,974 (±0,006)	0,974 (±0,005)	0,968 (±0,008)	0,732 (±0,006)

Tablo 19

Çapraz Doğrulama için modellerin her sınıf üzerinde test sonuçlarının karşılaştırıldığı tablo.

Sınıflar	Ortalama					
	<i>n</i>	<i>Keskinlik</i>	<i>Duyarlılık</i>	<i>F1 Ölçümü</i>	<i>mAP50</i>	<i>mAP50-95</i>
Sağ hava maskesiz	1158	0,987 (±0,005)	0,994 (±0,005)	0,991 (±0,003)	0,989 (±0,003)	0,757 (±0,004)
Sağ kemik maskesiz	596	0,974 (±0,008)	0,984 (±0,005)	0,979 (±0,005)	0,97 (±0,008)	0,663 (±0,01)
Sağ hava maskeli	343	0,942 (±0,028)	0,966 (±0,028)	0,954 (±0,014)	0,947 (±0,024)	0,768 (±0,013)
Sağ kemik maskeli	547	0,971 (±0,013)	0,964 (±0,011)	0,968 (±0,005)	0,957 (±0,011)	0,658 (±0,02)
Sol hava maskesiz	1079	0,983 (±0,006)	0,995 (±0,004)	0,989 (±0,003)	0,982 (±0,007)	0,676 (±0,012)
Sol kemik maskesiz	577	0,972 (±0,015)	0,981 (±0,008)	0,976 (±0,008)	0,971 (±0,013)	0,669 (±0,015)
Sol hava maskeli	381	0,959 (±0,024)	0,968 (±0,006)	0,963 (±0,014)	0,952 (±0,02)	0,755 (±0,021)
Sol kemik maskeli	438	0,977 (±0,013)	0,978 (±0,022)	0,978 (±0,015)	0,979 (±0,017)	0,653 (±0,023)
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	261	0,983 (±0,021)	0,989 (±0,014)	0,986 (±0,012)	0,985 (±0,011)	0,813 (±0,021)
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	275	0,977 (±0,02)	0,984 (±0,02)	0,98 (±0,008)	0,983 (±0,013)	0,743 (±0,016)
Eşik Yok Sağ hava maskeli	248	0,976 (±0,021)	0,95 (±0,031)	0,962 (±0,018)	0,962 (±0,022)	0,815 (±0,022)
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	255	0,971 (±0,016)	0,981 (±0,018)	0,976 (±0,009)	0,975 (±0,012)	0,763 (±0,016)
Eşik Yok Sol hava maskesiz	277	0,982 (±0,02)	0,975 (±0,016)	0,978 (±0,017)	0,976 (±0,023)	0,759 (±0,008)
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	270	0,971 (±0,017)	0,967 (±0,022)	0,969 (±0,007)	0,969 (±0,016)	0,717 (±0,015)
Eşik Yok Sol hava maskeli	247	0,956 (±0,034)	0,956 (±0,017)	0,956 (±0,021)	0,95 (±0,041)	0,788 (±0,026)
Eşik Yok Sol kemik maskeli	251	0,959 (±0,023)	0,963 (±0,022)	0,96 (±0,011)	0,962 (±0,012)	0,733 (±0,011)
Cihazlı	302	0,99 (±0,017)	0,986 (±0,02)	0,988 (±0,009)	0,987 (±0,006)	0,726 (±0,012)
Koklear İmplantlı	264	0,997 (±0,002)	0,998 (±0,002)	0,997 (±0,001)	0,995 (±0)	0,747 (±0,022)
Serbest alan	266	0,99 (±0,012)	0,988 (±0,025)	0,989 (±0,012)	0,985 (±0,014)	0,734 (±0,03)
Tüm Semboller	8041	0,975 (±0,005)	0,977 (±0,003)	0,976 (±0,004)	0,972 (±0,006)	0,734 (±0,007)

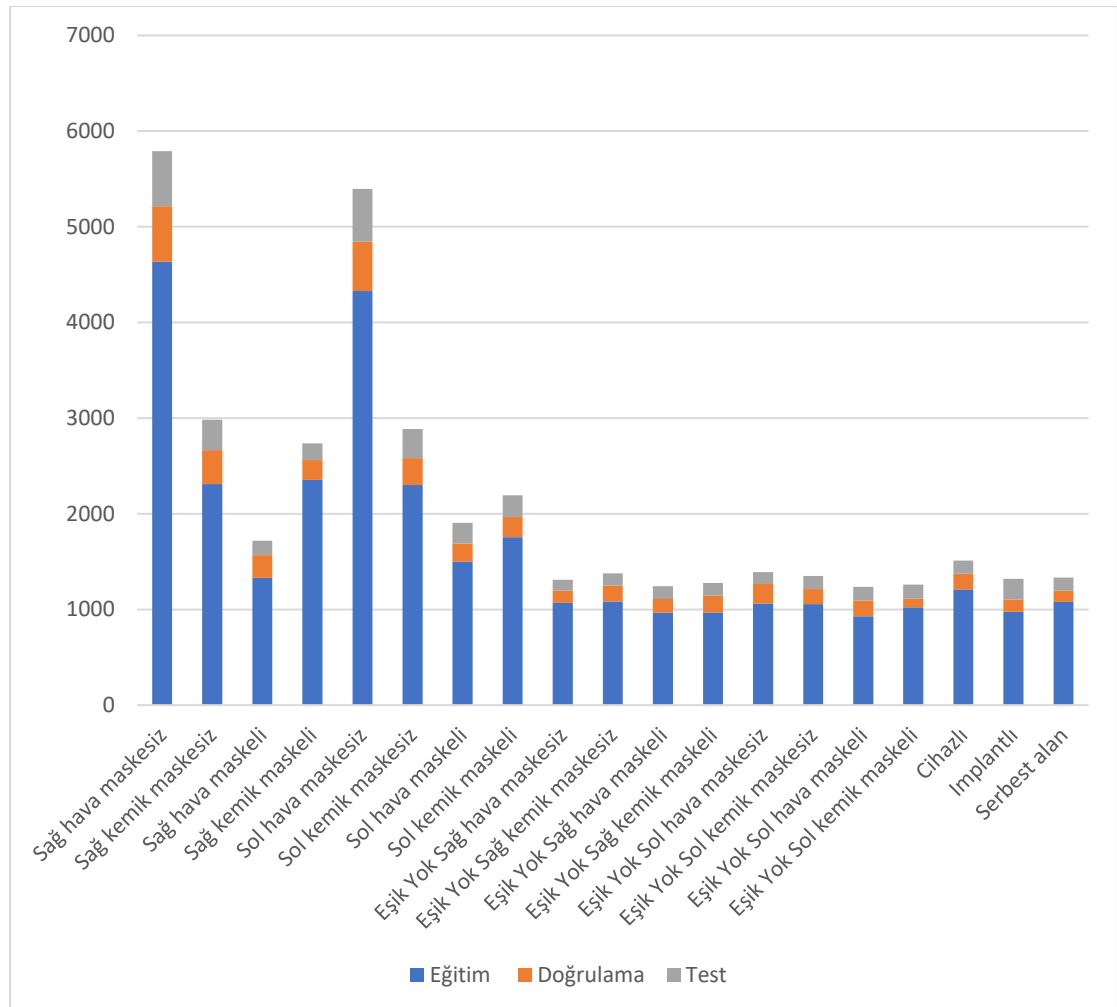
6.2. Sabit genişlikli bölümlleme ile oluşturulan modele ait bulgular

Model 5 için veri setinin sınıflara göre dağılımı Şekil 35’te gösterilmiştir.

Dağılıma bakıldığında “Sağ hava maskesiz (○)” sınıfına ait veri sayısının eğitim, doğrulama ve test verilerindeki oranları diğer sınıflara göre daha fazla olduğu görülmektedir.

Şekil 35

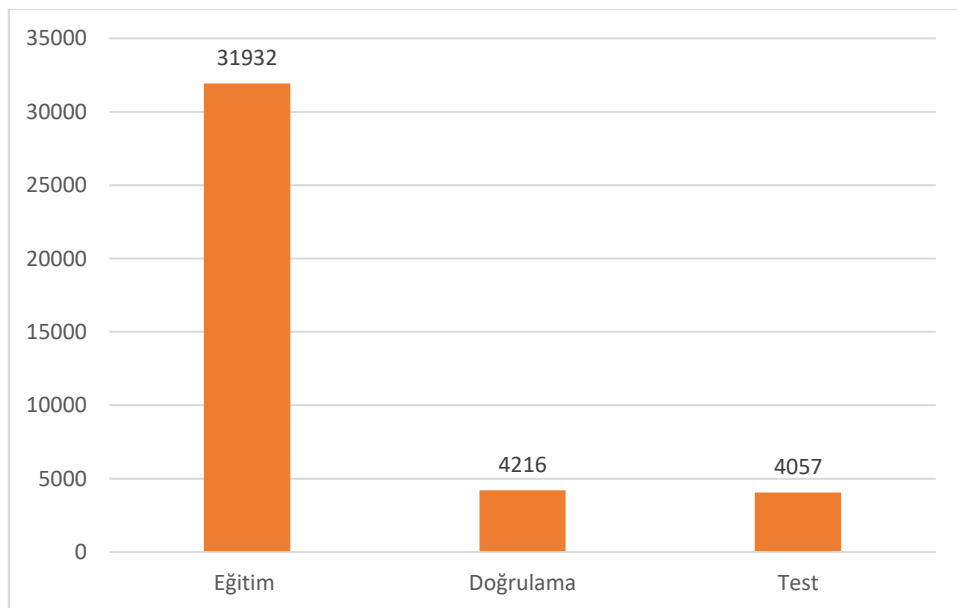
Sabit genişlikli bölümlleme ile oluşturulan model 1 için veri setindeki sembollerin sınıflara göre dağılımı.



1760 odyogram görüntüsündeki toplam 31932 sembol ile 300 tekrardan oluşan eğitim gerçekleştirilmiştir. Şekil 36’da veri setindeki sembollerin bu model için dağılımı gösterilmektedir. Eğitim sürecinde yaklaşık 200. tekrara kadar doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerde dalgalanmalar kaydedilmiş olup 200. tekrardan sonra bu test sonuçlarında iyileşmeler gözlenmiştir. Eğitime ait sonuçlar incelendiğinde 200. tekrarda $\sim 0,0285$ olan eğitim kaybı değerleri 300. tekrara kadar sıklıkla azalarak $\sim 0,0261$ olmuştur. Her tekrar için doğrulama veri seti üzerinde yapılan testlerdeki kayıp değerleri 200. tekrara kadar dalgalanmalar göstermiş, 200. tekrardan sonra kararlı hale gelmiştir. Doğrulama verisi üzerinde yapılan testlerde; 200. tekrarda kesinlik değeri 0,9737 iken 300. tekrarda 0,9747, duyarlılık değeri ise 0,9748 iken 0,9717, mAP50 değeri 0,9694 iken 0,9699, mAP50-95 değeri 0,7256’dan biraz artarak 0,7305 olmuştur. Şekil 37’de eğitim sürecinde, eğitim ve doğrulama kayıplarına ait bulguların sonuçları gösterilmiştir.

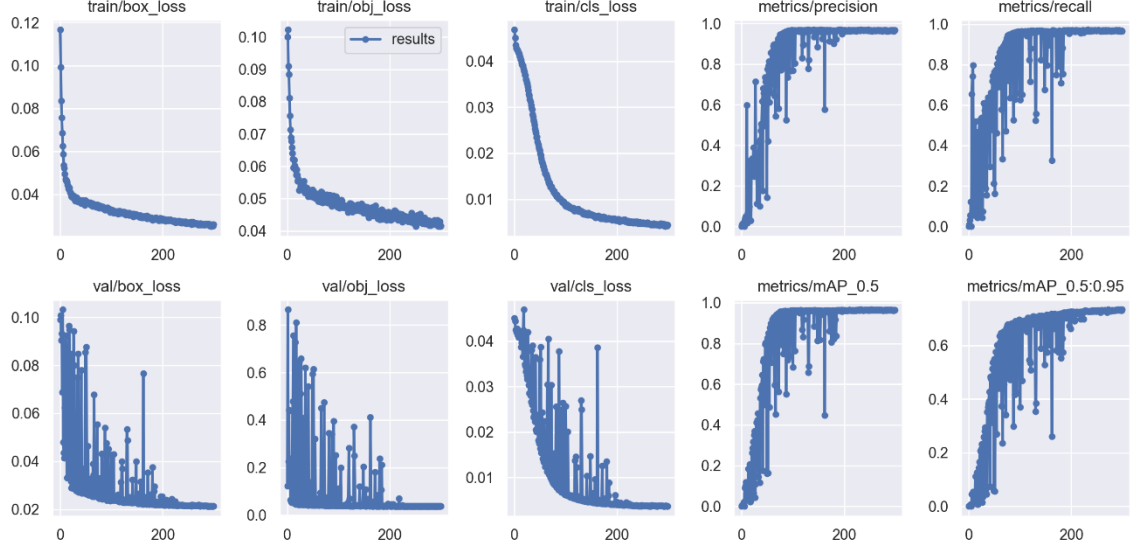
Şekil 36

Veri setindeki sembollerin sabit genişlikli bölümlere ile oluşturulan model için dağılımı.



Şekil 37

Modele ait çeşitli eğitim ve doğrulama sonuçlarının grafiksel gösterimleri.



Not. Sol-üst 1: eğitim/kutu kaybı (train/box_loss), sol-üst 2: eğitim/nesne kaybı (train/obj_loss), sol-üst 3: eğitim/sınıf kaybı (train/cls_loss); sol-üst 4: metrikler/keskinlik (metrics/precision); sol-üst 5: duyarlılık (metrics/recall); sol-alt 1: doğrulama/kutu kaybı (val/box_loss); sol-alt 2: doğrulama/nesne kaybı (val/obj_loss); sol-alt 3: doğrulama/sınıf kaybı (val/cls_loss); sol-alt 4: metrikler/mAP50 (metrics/mAP50); sol-alt 5: metrikler/mAP50:95 (metrics/mAP50:95)

Bu modelin doğrulama veri üzerindeki performansı Tablo 20’de gösterilmiştir.

Tablo 14’te mAP50 ve mAP50-95 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi “Serbest Alan (S)” (mAP50: 0,995, mAP50-95: 0,756) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi “Sağ Hava Maskeli (☐)” (mAP50: 0,886, mAP50-95: 0,766) olmuştur.

440 veriyle yapılan test sonuçlarına ait bulgular Tablo 21’de gösterilmektedir.

Tablo 15’te mAP50 ve mAP50-95 değerleri göz önünde bulundurulduğunda en yüksek değere sahip sınıf etiketi “Koklear İmplantlı (CI)” (mAP50: 0,995, mAP50-

95: 0,713) iken en düşük değere sahip sınıf etiketi “Eşik Yok Sol Hava Maskeli (X)”

(mAP50: 0,883, mAP50-95: 0,743) olmuştur.

Tablo 20

Modele ait doğrulama sonuçlarını gösteren tablo.

Sınıflar	Ölçümler					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ hava maskesiz	580	0,98	0,995	0,987	0,982	0,797
Sağ kemik maskesiz	354	0,954	0,944	0,949	0,943	0,708
Sağ hava maskeli	240	0,951	0,971	0,961	0,973	0,807
Sağ kemik maskeli	207	0,995	1	0,997	0,995	0,743
Sol hava maskesiz	515	1	0,998	0,999	0,995	0,72
Sol kemik maskesiz	281	0,968	0,972	0,970	0,968	0,697
Sol hava maskeli	187	1	1	1	0,995	0,841
Sol kemik maskeli	210	0,963	0,99	0,976	0,97	0,72
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	125	0,992	0,952	0,972	0,975	0,83
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	170	0,966	0,994	0,980	0,979	0,757
Eşik Yok Sağ hava maskeli	146	0,959	0,959	0,959	0,974	0,853
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	176	0,967	1	0,983	0,986	0,817
Eşik Yok Sol hava maskesiz	205	1	1	1	0,995	0,819
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	159	0,987	0,969	0,978	0,984	0,761
Eşik Yok Sol hava maskeli	164	0,994	1	0,997	0,995	0,867
Eşik Yok Sol kemik maskeli	89	0,937	1	0,967	0,964	0,804
Cihazlı	163	1	1	1	0,995	0,798
Implantlı	128	0,992	1	0,996	0,995	0,782
Serbest alan	117	1	1	1	0,995	0,743
Tüm Semboller	4216	0,979	0,986	0,982	0,982	0,782

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Tablo 21*Modele ait test sonuçlarını gösteren tablo.*

Sınıflar	Ölçümler					
	Örnek Sayısı	Kesinlik	Duyarlılık	F1 Ölçümü	mAP50	mAP50-95
Sağ hava maskesiz	580	0,98	0,995	0,987	0,982	0,797
Sağ kemik maskesiz	354	0,954	0,944	0,949	0,943	0,708
Sağ hava maskeli	240	0,951	0,971	0,961	0,973	0,807
Sağ kemik maskeli	207	0,995	1	0,997	0,995	0,743
Sol hava maskesiz	515	1	0,998	0,999	0,995	0,72
Sol kemik maskesiz	281	0,968	0,972	0,970	0,968	0,697
Sol hava maskeli	187	1	1	1	0,995	0,841
Sol kemik maskeli	210	0,963	0,99	0,976	0,97	0,72
Eşik Yok Sağ hava maskesiz	125	0,992	0,952	0,972	0,975	0,83
Eşik Yok Sağ kemik maskesiz	170	0,966	0,994	0,980	0,979	0,757
Eşik Yok Sağ hava maskeli	146	0,959	0,959	0,959	0,974	0,853
Eşik Yok Sağ kemik maskeli	176	0,967	1	0,983	0,986	0,817
Eşik Yok Sol hava maskesiz	205	1	1	1	0,995	0,819
Eşik Yok Sol kemik maskesiz	159	0,987	0,969	0,978	0,984	0,761
Eşik Yok Sol hava maskeli	164	0,994	1	0,997	0,995	0,867
Eşik Yok Sol kemik maskeli	89	0,937	1	0,967	0,964	0,804
Cihazlı	163	1	1	1	0,995	0,798
Koklear İmplantlı	128	0,992	1	0,996	0,995	0,782
Serbest alan	117	1	1	1	0,995	0,743
Tüm Semboller	4216	0,979	0,986	0,982	0,982	0,782

Not. Bulgular [0,1] aralığında gösterilmiştir.

Bu model için ayrılan doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi incelendiğinde modelin “Eşik Yok Sol Kemik Maskesiz (↗)” etiketine ait sembolü %94 oranıyla başarılı bir şekilde tespit edebilmesiyle birlikte diğer sembollere göre daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Doğrulama veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi incelendiğinde modelin kemik yolu ölçümüne ait sembol etiketleri ile bu sembollerin ayna yansımaları arasında karışıklık yaşadığı görülmektedir. (Bkz: Şekil 38)

Bu modele ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi incelendiğinde modelin “Eşik Yok Sağ Kemik Maskeli (↘)” etiketine ait sembolü %93 oranıyla başarılı bir şekilde tespit edebilmesiyle birlikte diğer sembollere göre daha fazla karıştırdığı gözlemlenmektedir. Test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi incelendiğinde modelin kemik yolu ölçümüne ait sembol etiketleri ile bu sembollerin ayna yansımaları arasında az da olsa karışıklık yaşadığı görülmektedir. Örneğin; model “Sağ Kemik Maskesiz (↙)” sınıf etiketine ait sembolü %98 oranında doğru tespit ederken %2 oranında bu sembolü “Sol Kemik Maskesiz (↗)” olarak tespit etmektedir. (Bkz: Şekil 39)

Şekil 39

Modele ait test veri seti üzerinde sınıf karmaşıklık matrisi.

		Gerçek																			
Tahmin	○	0,99	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,04	0	
	<	0	0,98	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0	0,07	
	◻	0,01	0	0,98	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,05	
	[	0	0	0	0,94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,03	0	0	0	0,05	
	×	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0,07	
	>	0	0,02	0	0	0	0,99	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,07	
	⊠	0	0	0	0	0	0	0,97	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	]	0	0	0	0,02	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	○	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0,01	0	0	0	0	0	0	0	
	<	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	◻	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,99	0	0	0	0	0	0	0	0	
	[	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,01	0,93	0	0	0	0,02	0	0	0,15	
	×	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,98	0,02	0,01	0	0	0	0,17	
	>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,96	0	0	0	0	0,02	
	⊠	0	0	0	0	0	0	0,02	0	0	0	0	0	0	0	0,95	0	0	0	0,15	
	]	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,05	0	0,01	0	0,98	0	0	0,15	
	A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
	Cl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0,02	
	S	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0	0,96	0
	arkaplan	0	0	0,02	0,03	0	0,01	0	0	0	0	0	0,02	0,01	0	0	0	0	0	0	0
		○	<	◻	[	×	>	⊠	]	○	<	◻	[	×	>	⊠	]	A	Cl	S	arkaplan

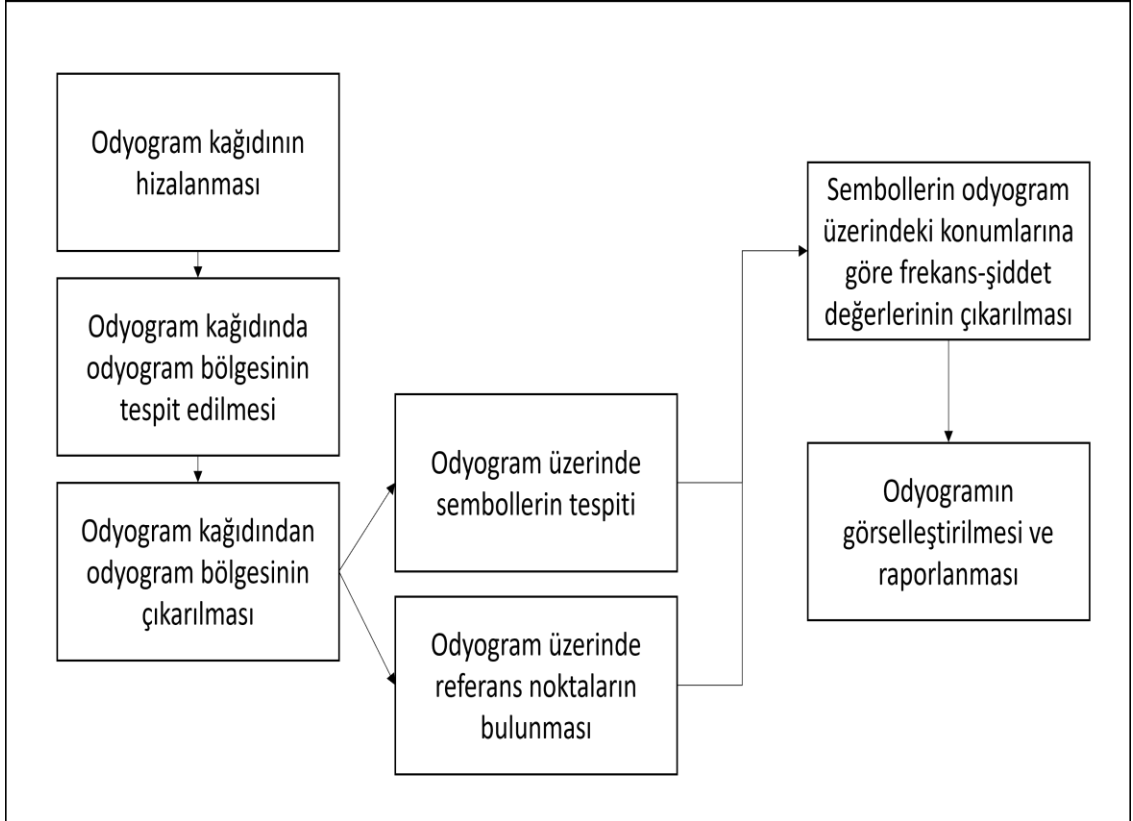
YEDİNCİ BÖLÜM

7. Odyogramların Görselleştirilmesi ve Yorumlanması

Odyogram üzerindeki sembollerin başarılı bir şekilde tespit edilmesinin ardından sembollerin odyogram üzerinde denk geldiği frekans-şiddet noktalarının hesaplanması ve bunların raporlanması hedeflenmiştir. Bahsedilen bu işlemi yapabilmek için bir yazılım geliştirilmiştir. Charih ve arkadaşları (2022) tarafından eğitilmiş olan odyogram tespit modeli bu yazılıma entegre edilmiştir. Odyogram üzerinde sembol tespiti için eğitim veri seti veri setinin %80'ini oluşturan model kullanılmıştır. Sembollerin odyogram üzerindeki konumlarını hesaplamak için görüntü işleme teknikleri kullanılarak algoritma geliştirilmiştir. Odyogram raporlama için geliştirilmiş bu yazılıma ait algoritma Şekil 40'ta gösterilmiştir.

Şekil 40

Odyogramın sayısal hale getirilmesi ve raporlanmasını anlatan diyagram.



Algoritmada Charih ve arkadaşları (2022) tarafından eğitilmiş olan odyogram tespiti modeli kullanılmıştır. Algoritmaya girdi olarak verilen odyogram kâğıdının önce varsa eksen eğikliği açısı Houghline Transform kullanılarak hesaplanmaktadır. Ardından odyogram kâğıdı üzerinde odyogram alanı tespit edilerek kırılmaktadır. Kırılmış olan odyogram, hem sembollerin tespit edilmesinde hem de sembollerin odyogram üzerindeki konumlarının frekans-şiddet cinsinden hesaplanması için kullanılmaktadır. Odyogram üzerinde Houghline kullanılarak yatay ve dikey çizgiler hesaplanarak bu çizgilerin kesişim noktaları bulunmaktadır. Ardından en yüksek ve en düşük değere sahip noktaların x, y koordinatları hesaplanmaktadır. En yüksek ve en düşük x koordinatları arasındaki farka ve aralık sayısına göre tespit edilen sembolün frekans değeri bulunurken en yüksek ve en düşük değere sahip y koordinatları arasındaki farka ve aralık sayısına göre tespit edilen sembolün şiddet değeri bulunmaktadır. En düşük x ve y koordinatına ait nokta 125 Hz'de -10 dB HL değerini göstermekte olup en yüksek x ve y koordinatına ait nokta 8000 Hz'de 120 dB HL şiddetini göstermektedir. En düşük ve en yüksek değerler arasında kalan frekans-desibel koordinatlarına karşılık gelen değerler ise otomatik olarak hesaplanmaktadır.

Odyogram üzerinde tespit edilen sembollerin merkez noktaları, otomatik olarak çıkarılan her bir frekans-şiddet noktası ile karşılaştırılmakta ve bulunan en yakın noktaya sembolün frekans-şiddet değeri atanmaktadır. Bu işlemle; test edilen kulak, frekans, işitme eşiği, maskeleme varlığı, eşik varlığı ve ölçüm tipi bilgileri tespit edilen sembolden otomatik olarak çıkarılmıştır. (Bkz: Şekil 41)

Şekil 42'de odyogram kâğıdı üzerinde odyogram bölgesinin tespiti ve çıkarılması bir örnekle gösterilmiştir. Şekil 43'te odyogram üzerinde sembollerin tespiti, referans noktaların otomatik olarak belirlenmesi ve sonuç çıktısı gösterilmiştir.

Şekil 41

Odyogram kâğıdına ait sonuç listesi içeriği.

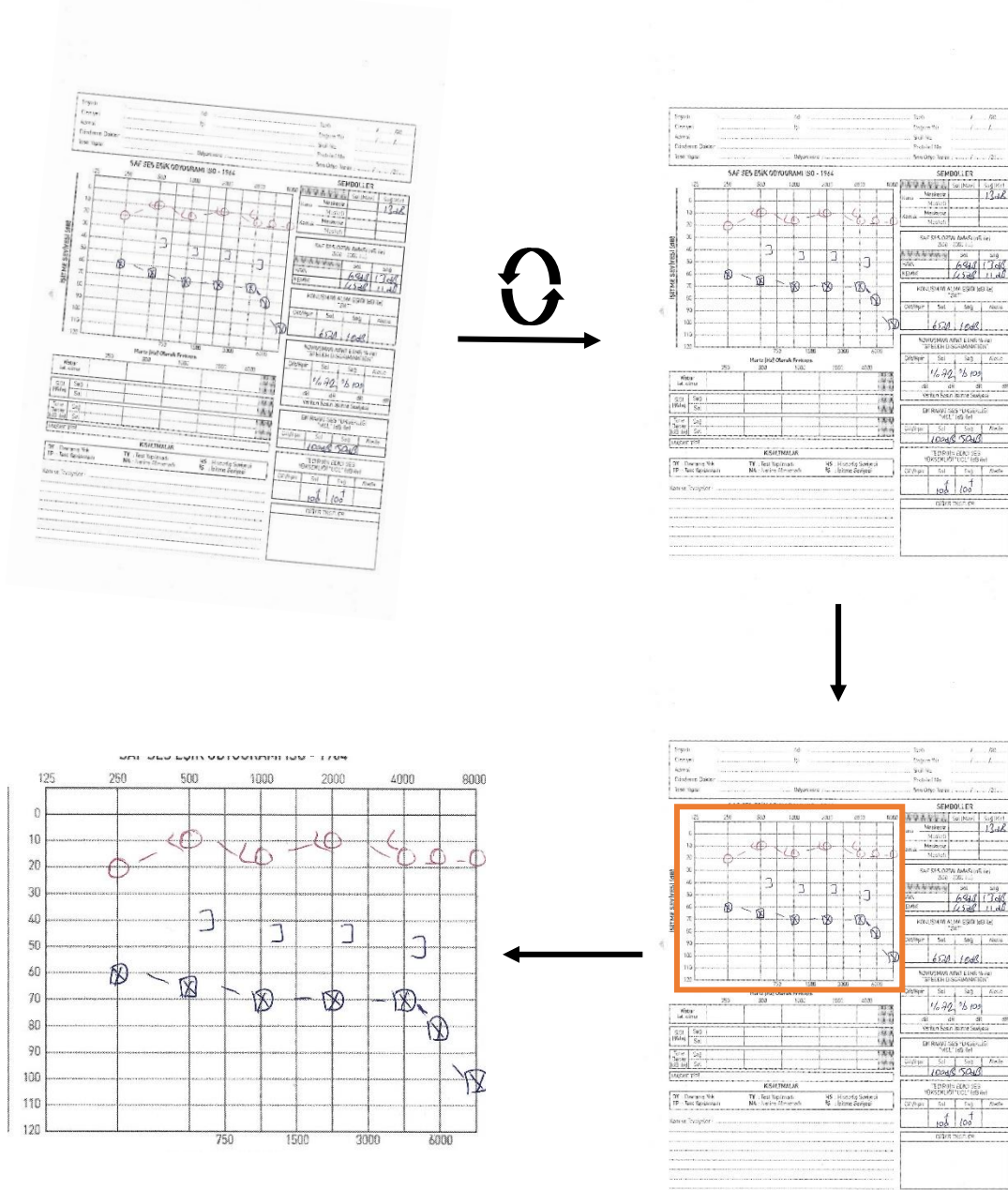
```
{
  "Kulak": sağ/sol,
  "Ölçüm yolu": hava/kemik,
  "Maskeleme": var/yok,
  "Frekans": frekans,
  "Eşik": eşik,
  "Tepki ": var/yok
  "Ölçüm Tipi ": Tepki_ÖlçümYolu_Maskeleme_Kulak
}
```

Bu çalışmada odyogram bulgularını yorumlamak adına odyograma ait sonuç listesindeki değerler kullanılarak hesaplamalar yapılmış olup saf ses eşikleri ortalaması için Türkiye’deki kliniklerde tercih edilen sınıflandırmadan yararlanılmıştır. Bu sınıflandırmaya ait bilgilendirme “Odyometri Testi ve Odyolojik Semboller” başlığı altında Tablo 1’de gösterilmiştir. İşitme kaybının tipinin belirlenmesinde “Odyometri Testi ve Odyolojik Semboller” başlığı altında bahsedilen kurallardan yararlanılmıştır.

Algoritmada bir odyograma ait sonuç listesindeki değerler kullanılarak odyogramların dijital görüntüsü oluşturulmakta ve işitmeye ait bulgular rapor edilmektedir. Odyogram dijitalleştirme için bir arayüz oluşturulmuştur. Bu arayüze odyogram yerleştirilmiştir. Sembollere ait sonuç listesindeki frekans-şiddet bilgileri kullanılarak odyogram üzerinde semboller işaretlenmiştir. Bununla beraber odyogram bulgularına ait rapor, odyogramın altına konumlandırılmıştır. (Bkz: Şekil 44)

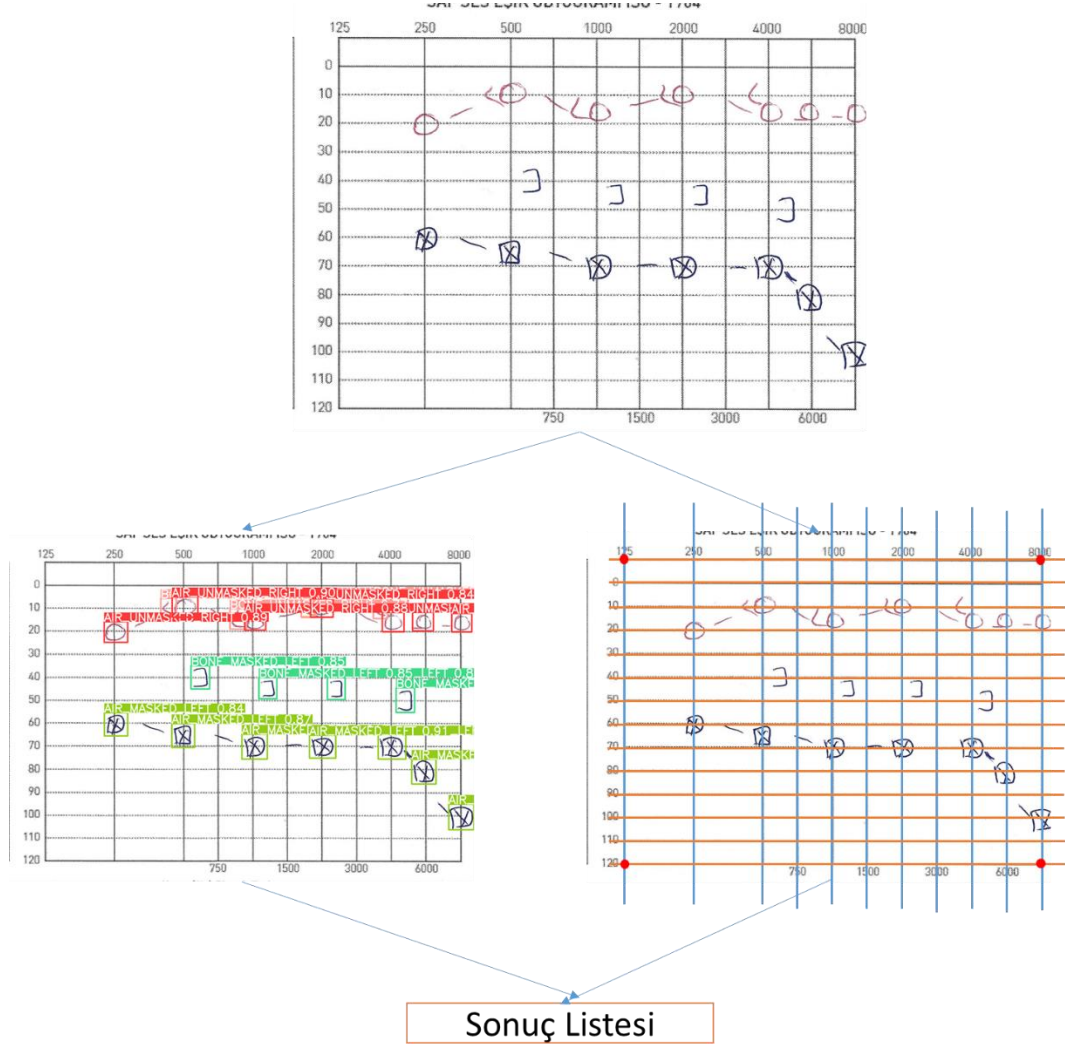
Şekil 42

Odyogram kağıdında odyogram bölgesinin tespit edilmesi ve odyogram bölgesinin çıkarılması.



Şekil 43

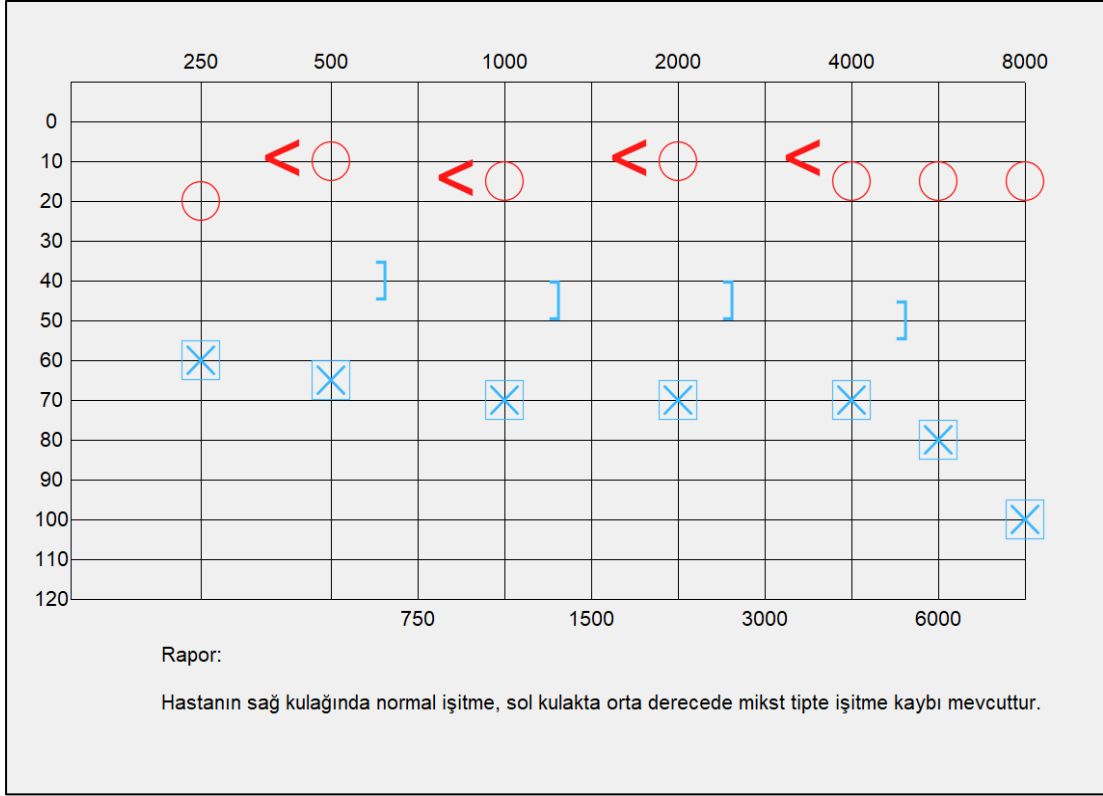
Odyogram üzerinde sembollerin tespit edilmesi ve konum bilgilerinin çıkarılması.



```
{'ear': 'right', 'conduction': 'air', 'masking': False, 'frequency': 500, 'threshold': 10, 'response': True, 'measurementType': 'AIR_UNMASKED_RIGHT'}
{'ear': 'left', 'conduction': 'air', 'masking': True, 'frequency': 2000, 'threshold': 70, 'response': True, 'measurementType': 'AIR_MASKED_LEFT'}
{'ear': 'left', 'conduction': 'air', 'masking': True, 'frequency': 1000, 'threshold': 70, 'response': True, 'measurementType': 'AIR_MASKED_LEFT'}
{'ear': 'right', 'conduction': 'air', 'masking': False, 'frequency': 1000, 'threshold': 15, 'response': True, 'measurementType': 'AIR_UNMASKED_RIGHT'}
{'ear': 'left', 'conduction': 'air', 'masking': True, 'frequency': 500, 'threshold': 65, 'response': True, 'measurementType': 'AIR_MASKED_LEFT'}
{'ear': 'right', 'conduction': 'air', 'masking': False, 'frequency': 2000, 'threshold': 10, 'response': True, 'measurementType': 'AIR_UNMASKED_RIGHT'}
{'ear': 'left', 'conduction': 'bone', 'masking': True, 'frequency': 500, 'threshold': 40, 'response': True, 'measurementType': 'BONE_MASKED_LEFT'}
{'ear': 'left', 'conduction': 'bone', 'masking': True, 'frequency': 2000, 'threshold': 45, 'response': True, 'measurementType': 'BONE_MASKED_LEFT'}
{'ear': 'left', 'conduction': 'bone', 'masking': True, 'frequency': 1000, 'threshold': 45, 'response': True, 'measurementType': 'BONE_MASKED_LEFT'}
{'ear': 'right', 'conduction': 'bone', 'masking': False, 'frequency': 500, 'threshold': 10, 'response': True, 'measurementType': 'BONE_UNMASKED_RIGHT'}
{'ear': 'right', 'conduction': 'bone', 'masking': False, 'frequency': 1000, 'threshold': 15, 'response': True, 'measurementType': 'BONE_UNMASKED_RIGHT'}
{'ear': 'right', 'conduction': 'bone', 'masking': False, 'frequency': 2000, 'threshold': 10, 'response': True, 'measurementType': 'BONE_UNMASKED_RIGHT'}
```

Şekil 44

Odyoram üzerinden elde edilen sonuçların arayüz üzerinde gösterimi.



SEKİZİNCİ BÖLÜM

8. Tartışma

Odyometri testlerinin yapılma ihtiyacı ve kliniğin kapasitesi arasındaki boşluğu doldurmak için otomatik test yapma ve yorumlama tekniklerinin geliştirilmesi fikriyle başlayan otonom odyogram yorumlama yöntemleri için geçmişten günümüze yapılan en önemli çalışmalar odyogramların sınıflandırılması adına olmuştur. (Margolis, 2008) Guild (1932) ve Chart'ın (1945) kendi dönemlerinde yaptıkları çalışmalar, odyogram yorumlamada sınıflandırmaların nasıl olması gerektiğini ortaya koymuştur. Bu sınıflandırmalar geçmişte, kendi dönemlerinde, kliniklerde kemik yolu ölçümlerin rutin hale gelmemiş olması nedeniyle lezyon bölgesi dışındaki sınıflandırmalara olanak sağlamıştır. Bu sınıflandırmalar şu şekildedir: işitme kaybının derecesi, konfigürasyonu ve kulaklar arası asimetri.

2011 yılında Margolis ve arkadaşları yapılan çalışmada çocuklar için Otomatik Bir Saf Ses Odyometri Prosedürü (Automatic Method For Testing Auditory Sensitivity, AMTAS) geliştirilmiştir. Yaptıkları çalışmada deneklerin çoğu için AMTAS sonuçları manuel olarak yapılan test sonuçları ile benzerlik göstermiştir. 2011'de yaptıkları çalışmada elde edilen sonuçlar 2008'de yapılan çalışma ile benzerlik göstererek klinik işleyişi rahatlatacağını ortaya koymuştur. (Margolis, 2011)

Her ne kadar odyogram sınıflandırmalar geliştirilmiş olsa da arşivleme ve hasta takibi için efektif çözümler ortaya konmamıştır. Yakın zamanlarda yapılan çalışmalar ile odyogramların dijital hale getirilmesi üzerine bilgisayarlı görü teknikleri kullanılarak yazılımlar geliştirilmiştir. Bu yazılımlar yapay zekâ temelli nesne tespit algoritmalarını içermektedir.

Odyogramların sayısallaştırılması üzerine ilk çalışma Li ve arkadaşları (2021) tarafından yapılmıştır. Yaptıkları çalışmada bilgisayar üzerinden üretilmiş hasta odyogramları kullanılmış olup bu odyogramlar sadece iki odyolojik sembol içermekteydi. Hazırladıkları sembol tespit modeli verilerin bilgisayar ortamında iki sembol kullanılarak hazırlanmış hasta odyogramlarını içermesi ve el yazısı ile odyogram doldurulan kliniklerin de olması nedeniyle yetersiz kalmıştır. Ardından 2022 yılında Charih ve arkadaşları YOLOv5 yapay zekâ algoritmasını kullanarak üç farklı model geliştirmiştir. İlk model odyogram kâğıdı üzerinden odyogramı tespit etmek, ikinci model odyogram üzerinde frekans şiddet etiketlerini tespit etmek, üçüncü model ise odyogram üzerinde sembolleri tespit etmek için eğitilmiştir. Charih ve arkadaşları (2022) tarafından yapılan bu çalışmada klinikte kullanılan 8 sembol temel alınmıştır. Ancak sekiz sembol, daha önce de belirtildiği gibi odyogramların dijital olarak arşivlenmesinde eksik kalmıştır. Li ve arkadaşları 2 sembol ile, Charih ve arkadaşları 8 sembol ile çalışmalarını yaparken bu çalışmada 19 adet odyolojik sembol kullanılmıştır.

Klinikler arası kullanılan sembollerde farklı uygulamalar mevcuttur. Türkiye'deki kliniklerde kullanılan maskeli ölçümlere ait semboller Charih ve arkadaşlarının (2022) çalışmalarında kullandıkları maskeli ölçümlere ait sembollerden farklıdır. Bu çalışmada bu duruma bağlı olarak Türkiye'deki kliniklerinde tercih edilen semboller kullanılarak sembol tespit modeli oluşturulmuştur. Charih ve arkadaşları odyoloji kliniklerinde arşivlenmiş odyogram kâğıdı üzerinde çalışma yapmış olmasına rağmen bu çalışmada uydurma olarak doldurulmuş odyogram kağıtları kullanılmıştır.

Charih ve arkadaşları (2022) tarafından yapılan çalışmada sembol tespit modeli geliştirilirken veri çoğaltma yöntemi olarak görüntülerin y ekseninde ayna

yansıması kullanılmıştır. Bu durumun sağ ve sol kulak kemik yolu ölçümlerine ait semboller için modelde karışıklık oluşturduğu düşünülmüştür. Bu tez çalışmasında bu durum dikkate alınarak YOLOv5 algoritması içindeki veri çoğaltma yöntemlerinden görüntünün y ekseninde ayna yansıması dâhil edilmemiştir.

Charih ve arkadaşları (2022) yaptıkları çalışmada kliniklerde arşivlenmiş verileri kullanmıştır. Bu tez çalışmasında ise veri seti, gerçek olmayan verilerden oluşturulmuştur. Gerçek olmayan verilerin üretilmesindeki en büyük avantaj, kliniklerde genellikle eşik saptanamayan hasta sayısının normale göre daha az olmasıdır. Bu çalışmada uygulanan veri toplama yöntemi sayesinde eşik saptanamaması durumuna ait sembollerini içeren odyogramlar da yeterli sayıda toplanmıştır.

Charih ve arkadaşları (2022) tarafından hazırlanan yazılım, başarılı bir şekilde odyogram kâğıdı üzerinde bulunan odyogramı tespit etmekle beraber odyogram üzerindeki sembollerin frekans şiddet bilgilerini de çıkarmaktadır. Bununla birlikte bulunan sonuçlar dijital görüntü haline çevrilebilmektedir. Bu tez çalışmasında ise Charih ve arkadaşlarının (2022) yaptığı çalışmaya benzer bir şekilde yazılım geliştirilmiştir. Tespit edilen sembolün frekans şiddet bilgisini çıkarmak için görüntü işleme teknikleri kullanılmıştır.

Bu tez çalışmasında tek çeşit odyogram kullanılmış ve odyogram kâğıdı üzerinde odyogram dışındaki bölümlerin bilgisayarlı görü kullanılarak tespiti üzerine çalışmalar yapılamamıştır. Bu da hasta takibi açısından dijital kayıt için eksikliklere sebep olmaktadır. İleriki süreçte bunların da dahil edildiği modeller geliştirilerek yazılıma entegre edilmesi düşünülmektedir.

Önceki yıllarda yapılan çalışmalar odyogramların sayısal hale getirilmesi ile sınırlı kalmıştır. Li ve arkadaşlarının (2021) yaptıkları yazılımda bulunmasa da Charih ve arkadaşlarının (2022) yaptıkları yazılımda tespit edilen odyolojik sembollere ait bilgiler kullanılarak odyogramlar otomatik olarak bilgisayar üzerinde görselleştirilmektedir. Bu tez çalışmasında yapılan algoritmada tespit edilen sembollere ait elde edilen bilgiler kullanılarak odyogramlar otomatik olarak bilgisayar görüntüsü haline getirilmektedir. Bu tez çalışmasında ek olarak önceki yıllarda yapılan çalışmalardan farklı olarak tespit edilen sembollere ait elde edilen bilgiler kullanılarak otomatik bir odyogram yorumlama ve raporlama geliştirilmiştir.

Bu tez kapsamında deneysel bulgular incelendiğinde; oluşturulan modellerin bazılarında sınıf karmaşıklık matrisinde ayna yansıması olan sembollerde modellerin az da olsa karışıklık yaşadığı görülmektedir. Modellerin eğitimi sırasında kullanılan hiper parametreler göz önünde bulundurulduğunda y eksenine göre ayna yansıması özelliğinin kullanılmamış olması bir avantajdır. Yanlış renkle yapılan işaretlemeler bulunan odyogram görüntüleri veri setinden çıkarılmış olsa da birkaç görüntüde sağ kulak kemik yolu ölçümü için yapılan işaretlemelerde önce mavi kalem ardından düzeltmek amacıyla kırmızı kalem ile yapılmış işaretlemelerin olduğu gözlemlenmiştir. Bununla birlikte hiper parametrelerde 180 derece dönüş açısı olduğu da gözlemlenmiştir. Modellerde olan karışıklıkların bu nedenlerden kaynaklandığı düşünülmüştür.

Odyogram raporlama hususunda ise saf ses ortalamalarının hesaplanması ile hazırlanan sonuçlar yetersiz kalmaktadır. Kliniklerde odyogram sınıflandırması için işitmenin konfigürasyonuna da bakılmaktadır. Çalışmada konfigürasyon, raporlama için dahil edilmemiştir. Sonraki çalışmalarda konfigürasyonun dâhil edilmesiyle raporlamanın destekleneceği düşünülmektedir.

DOKUZUNCU BÖLÜM

9. Sonuçlar ve Öneriler

Bu tez kapsamında; odyogram verilerinin toplanması, odyolojik sembol tespitine dayalı yapay zekâ modellerinin geliştirilmesi, odyogram üzerinde tespit edilen sembollerin frekans-şiddet bilgilerinin çıkarılması ve odyogramların görselleştirilmesi ve otomatik yorumlanması üzerine çalışmalar yapılmıştır. Tez çalışmalarında 4000 odyogram ve 100 odyogram kâğıdı uzman kişiler tarafından doldurulmuş ve bu konu üzerine yapılacak araştırma çalışmaları için kapsamlı sayılabilecek bir veri seti hazırlanmıştır. Hazırlanan bu veri seti kullanılarak başarılı bir biçimde sembol tespit modelleri oluşturulmuştur. Tüm modellerde mAP50 ölçümüne göre ortalama %97 civarında başarımlar hesaplanmıştır. Çapraz doğrulama temelinde yapılan performans analizlerinde mAP50 değerine göre tüm modellerin test veri seti üzerindeki ortalama başarımları ve başarımların standart sapması $0,972 \pm 0,006$ olarak ölçülmüştür. Sabit genişlikli bölümlendirme ile oluşturulan modelde de çapraz doğrulama sonuçları ile benzer sonuçlar gözlemlenmiştir. Hatta başarımlar oranlarının görece daha yüksek olduğu görülmüştür. Bu durumun eğitim veri setindeki görüntü sayısının artırılmış olmasından kaynaklandığı söylenebilir.

Bu çalışmada geliştirilen odyolojik sembol modelleri literatürde yapılan çalışmalara göre daha kapsamlıdır. Türkiye'deki odyoloji kliniklerinde kullanılan semboller üzerine çalışılmış olması da ülkemizde odyoloji hasta takip sisteminin kurulmasını destekler niteliktedir. Lakin odyolojik sembollerin kullanımları kliniklere göre değişebilmektedir ve kliniklerde kullanılan sınıf sembollerinin karşılıkları farklılık gösterebilmektedir. İleriki süreçte yapılacak olan çalışmalarda ise bu durum göz önüne alınarak kliniklere özel modeller geliştirilebilir.

Tez kapsamında ele alınan bir diğer çalışma olan odyogramların otomatik olarak görselleştirilmesi ve yorumlanarak raporlanması da başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda, odyogramların frekans-şiddet bilgileri otomatik olarak çıkarılmış ve bu bilgiler kullanılarak tespit edilen semboller, frekans-şiddet bilgileriyle birlikte yazılım tabanlı olarak hazırlanan arayüzler üzerinde görselleştirilmiştir. Odyogram raporlamada ise, bir odyograma ait bulgular kullanılarak hastanın işitme durumuna ait sonuçlar rapor edilmektedir.

Son iki yıldır odyogramların sayısal hale getirilmesi üzerine yapılan çalışmalar hastaların sonuçlarının bilgisayar ortamında görünür hale gelmesi için önemli bir adım olmuştur. Bu çalışma; odyoloji kliniklerinde fiziksel olarak arşivlenen odyogram kâğıtlarının bilgisayar ortamına aktarılmasıyla sayısal olarak arayüze bağlı veri tabanlarında saklanması, otonom yorumlama ile klinik akışı destekleme noktalarında kullanılabilir. Böylece hasta-odyolog, odyolog-hekim arasındaki iletişimi de destekleyen sistemlerin oluşturulmasında kullanılabilir.

Sonuç olarak; bu tez kapsamında odyogramların sayısal hale getirilmesi, görselleştirilmesi ve yorumlanması amacıyla kapsamlı bir çalışma yapılmıştır. Çalışma kapsamında, Türkiye’deki odyoloji kliniklerinde tercih edilen semboller temel alınmıştır. Bu tez çalışması, odyolojik sembollerin tanınması amacıyla, bildiğimiz kadarıyla Türkiye’deki yükseköğretim kurumlarında yapılan ilk çalışmadır.

Referanslar

- Alshuaib, W. B., Al-Kandari, J. M., & Hasan, S. M. (2015). Classification of hearing loss. *Update On Hearing Loss*, 4, 29-37.
- Alvaro, F., Sánchez, J. A., & Benedí, J. M. (2014, Ağustos). *Offline features for classifying handwritten math symbols with recurrent neural networks*. 2014 yılında 22. Uluslararası Örüntü Tanıma Konferansı (International Conference on Pattern Recognition) (pp. 2944-2949). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/ICPR.2014.507>
- Belgin, E., & Şahlı, A. S. (2015). Temel Odyoloji. *Ankara, Güneş tıp kitapevi*.
- Bochkovskiy, A., Wang, C. Y., & Liao, H. Y. M. (2020). Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv:2004.10934.
- Burgues Miro, J. (2019). *Recognition of musical symbols in Ölçümüs using neural networks* [Lisans Tezi, Katalonya Politeknik Üniversitesi]. UPCommons.
<http://hdl.handle.net/2117/165583>
- Buzzy, M., Thesma, V., Davoodi, M., & Mohammadpour Velni, J. (2020). Real-time plant leaf counting using deep object detection networks. *Sensors*, 20(23), 6896.
- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (6), 679-698.
- Carhart, R. (1945). An improved method for classifying audiograms. *The Laryngoscope*, 55(11), 640-662.
- Charih, F. (2019). *Machine learning in audiology: Applications and implications* [Doktora tezi, Carleton Üniversitesi]. Carleton University Institutional Repository. <https://doi.org/10.22215/etd/2019-13494>

- Charih, F., & Green, J. R. (2022). Audiogram digitization tool for audiological reports. *IEEE Access*, 10, 110761-110769.
- Clark, J. (1981). Uses and abuses of hearing loss classification. *ASHA*, 23, 0001-2475.
- Coles, R. R. A., & Priede, V. M. (1976). Factors influencing the choice of fixed-level ear in the ABLB test. *Audiology*, 15(6), 465-479.
- Elyan, E., Garcia, C. M., & Jayne, C. (2018, Temmuz). *Symbols classification in engineering drawings*. 2018 yılında Uluslararası Yapay Sinir Ağları Ortak Konferansında (International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN) (pp. 1-8). IEEE.
- Er, B. (2020). *Yapay zeka destekli odyometri ölçüm sisteminin tasarımı ve gerçekleştirilmesi* [Yüksek Lisans Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü]. YÖK Açık Bilim.
<https://acikbilim.yok.gov.tr/handle/20.500.12812/23162>
- Margolis, R. H., & Morgan, D. E. (2008, Aralık). Automated pure-tone audiometry: an analysis of capacity, need, and benefit. *American Journal of Audiology*, 17(2), 109-113. [https://doi.org/10.1044/1059-0889\(2008/07-0047\)](https://doi.org/10.1044/1059-0889(2008/07-0047))
- Margolis, R. H., Frisina, R., & Walton, J. P. (2011). AMTAS®: Automated method for testing auditory sensitivity: II. Air conduction audiograms in children and adults. *International Journal of Audiology*, 50(7), 434-439.
<https://doi.org/10.3109/14992027.2011.553206>
- Goodwin, P. E., & Johnson, R. M. (1980). The loudness of tinnitus. *Acta otolaryngologica*, 90(1-6), 353-359. <https://doi.org/10.3109/00016488009131736>

- Guild, S. R. (1932). A method of classifying audiograms. *The Laryngoscope*, 42(11), 821-836. <https://doi.org/10.1288/00005537-193211000-00001>
- Guo, M., Bei, W., Huang, Y., Chen, Z., & Zhao, X. (2021). Deep learning framework for geological symbol detection on geological maps. *Computers & Geosciences*, 157, 104943. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2021.104943>
- Gutta, S. (2021, Augustos 2). *Object Detection Algorithm — YOLO v5 Architecture*. Medium. <https://medium.com/analytics-vidhya/object-detection-algorithm-yolo-v5-architecture-89e0a35472ef>
- Hart, P. E., & Duda, R. O. (1972). Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*, 15(1), 11-15. <https://doi.org/10.1145/361237.361242>
- Harbert, F., & Young, I. M. (1964). VI Threshold Auditory Adaptation Measured by Tone Decay Test and Békésy Audiometry. *Annals of Otology, Rhinology & Laryngology*, 73(1), 48-60. <https://doi.org/10.1177/000348946407300106>
- Hirsh, I. J., Davis, H., Silverman, S. R., Reynolds, E. G., Eldert, E., & Benson, R. W. (1952). Development of materials for speech audiometry. *Journal Of Speech And Hearing Disorders*, 17(3), 321-337. <https://doi.org/10.1044/jshd.1703.321>
- Jocher, G., Chaurasia, A., Stoken, A., Borovec, J., NanoCode012, Y. K., & TaoXie, K. M. J. Fang, imyhxy, Lorna, C. Wong, Z. Yifu, A. V, D. Montes, Z. Wang, C. Fati, J. Nadar, Laughing, UnglvKitDe, tkianai, yxNONG, P. Skalski, A. Hogan, M. Strobel, M. Jain, L. Mammana, and xylicong, “ultralytics/yolov5: v6. <https://github.com/ultralytics/yolov5.git>

- Kassjański, M., Kulawiak, M., & Przewoźny, T. (2022, September). Development of an AI-based audiogram classification method for patient referral. *Annals of Computer Science and Information Systems, Sofia, Bulgaria*, 30, 163-168.
<https://doi.org/10.15439/2022F66>
- Kepekçi, A. H., & Karataş, B. (2022) Sensörinöral İşitme Kayıplarında Kümeleme Analizi ile Odyogram Konfigürasyonları. *Journal of Medical Sciences*, 3(2), 111-115. <https://doi.org/10.46629/JMS.2022.82>
- Li, S., Lu, C., Li, L., Duan, J., Fu, X., & Zhou, H. (2021). Interpreting Audiograms with Multi-stage Neural Networks. *arXiv preprint arXiv:2112.09357*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.09357>
- Lin, T. (2015). LabelImg. Online: <https://github.com/tzutalin/labelImg>.
- Pacha, A., & Calvo-Zaragoza, J. (2018, September). Optical Music Recognition in Mensural Notation with Region-based Convolutional Neural Networks. , 19th International Society for Music Information Retrieval Conference, Paris, France, 240-247. http://ismir2018.ircam.fr/doc/pdfs/32_Paper.pdf
- Padilla, R., Netto, S. L., & Da Silva, E. A. (2020, July). A survey on performance metrics for object-detection algorithms. In *2020 international conference on systems, signals and image processing (IWSSIP)* (pp. 237-242). IEEE.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 779-788).
- Rezatofighi, H., Tsoi, N., Gwak, J., Sadeghian, A., Reid, I., & Savarese, S. (2019). Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box

- regression. *In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 658-666).
- Rezvanifar, A., Cote, M., & Albu, A. B. (2020). Symbol spotting on digital architectural floor plans using a deep learning-based framework. *In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* (pp. 568-569).
- Rong, W., Li, Z., Zhang, W., & Sun, L. (2014, August). An improved CANNY edge detection algorithm. In *2014 IEEE international conference on mechatronics and automation* (pp. 577-582). IEEE.
- Saunders, A. Z., Stein, A. V., & Shuster, N. L. (2011). Audiometry. Walker, H. K., Hall, W. D., Hurst, J. W. (Eds.), *Clinical Methods: The History, Physical, and Laboratory Examinations* (3. baskı). Butterworth.
- Tong, K., Wu, Y., & Zhou, F. (2020). Recent advances in small object detection based on deep learning: A review. *Image and Vision Computing*, 97, 103910.
- Yantis, P. A., & Decker, R. L. (1964). On the short increment sensitivity index (SISI test). *Journal of Speech and Hearing Disorders*, 29(3), 231-246.
- Wahid, N. W. B., Hogan, C. J., & Attia, M. (2023). Weber test. In StatPearls. StatPearls Publishing.
- Zhang, J., Ming, W., & Liu, P. (2019). A two-stage framework for mathematical expression recognition. [Konferans Sunumu]. ICLR 2020, Addis Ababa, Etiyopya https://openreview.net/forum?id=rkl_Ch4YwS

ÖZGEÇMİŞ

Adı ve Soyadı: Beyza Nur Baştürk

Doğum Yılı ve Yeri: 1997/Zonguldak

Akademik Unvanı: Uzman

E-postası: basturkbeyzanur97@gmail.com

Yabancı Diller: İngilizce

Aldığı Sertifikalar:

- TÜBİTAK Bireysel Genç Girişimci Sertifikası
- Veri Bilimi İçin Python ve Tensorflow Eğitim Sertifikası

Uzmanlık Alanı: Biyolojik Veri Bilimi

DERECE	BÖLÜM/PROGRAM	ÜNİVERSİTE	YIL
LİSANS	Odyoloji	İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa	2019
Y. LİSANS	Biyolojik Veri Bilimi	İstanbul Medeniyet Üniversitesi	2023

Lisans Tez Başlığı ve Tez Danışmanı:

- Koklear İmplant Kullanıcısı Bireylerde Kompresyon Değişimine Bağlı Gürültüde Konuşmayı Ayırt Etmenin Değerlendirilmesi
 - Assist. Prof. Dr. Eyyup Kara

Yüksek Lisans Tez Başlığı ve Tez Danışmanları:

- Odyogramların Otomatik Olarak Okunması ve Değerlendirilmesi İçin Bir Görsel İşleme Yazılımı Geliştirilmesi ve Test Edilmesi
 - Prof. Dr. Hasan GÜÇLÜ, Assist. Prof. Dr. Üyesi Abbas MEMİŞ

Görevler:

Görev Unvanı	Görev Yeri	Yıl
Eğitim Odyoloğu	Özel Ayça Özel Eğitim Ve Rehabilitasyon Merkezi	2020
Eğitim Odyoloğu	Özel Marmaram Özel Eğitim Ve Rehabilitasyon Merkezi	2022

Eserler:

- **Uluslararası bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında (proceedings) basılan bildiriler:**
 - Koklear İmplant Kullanıcısı Bireylerde Kompresyon Değişimine Bağlı Gürültüde Konuşmayı Ayırt Etmenin Değerlendirilmesi