



İSTANBUL MEDENİYET ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİYOLOJİK VERİ BİLİMİ ANABİLİM DALI

SAF SES ODYOGRAM BULGULARININ MAKİNE
ÖĞRENMESİ METOTLARI İLE DEĞERLENDİRİLEREK
MUHTEMEL ÖN TANI VE ÖNERİ TAHMİNİNDE
BULUNULMASI

Yüksek Lisans Tezi

Açelya AYNACI

Temmuz 2024



İSTANBUL MEDENİYET ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİYOLOJİK VERİ BİLİMİ ANABİLİM DALI

SAF SES ODYOGRAM BULGULARININ MAKİNE
ÖĞRENMESİ METOTLARI İLE DEĞERLENDİRİLEREK
MUHTEMEL ÖN TANI VE ÖNERİ TAHMİNİNDE
BULUNULMASI

Yüksek Lisans Tezi

Açelya AYNACI

Danışman

Prof. Dr. Handan ANKARALI

Temmuz 2024

TEZ JÜRİSİ ONAYI

Açelya Aynacı tarafından hazırlanan 'Saf Ses Odyogram Bulgularının Makine Öğrenmesi Metotları ile Değerlendirilerek Muhtemel Ön Tanı ve Öneri Tahmininde Bulunulması' başlıklı bu Yüksek Lisans Tezi, Biyolojik Veri Bilimi Anabilim Dalı'nda hazırlanmış ve jürimiz tarafından kabul edilmiştir.

JÜRİ ÜYELERİ

İMZA

Tez Danışmanı:

Prof. Dr. Handan ANKARALI
İstanbul Medeniyet Üniversitesi

Üyeler:

Unvanı Adı Soyadı: Doç. Dr. Özge Pasin
Kurumu: Bezmiâlem Vakıf Üniversitesi

Unvanı Adı Soyadı: Dr. Öğr. Üyesi Muhammed Sinan Başarslan
Kurumu: İstanbul Medeniyet Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 10/07 /2024

BEYANLAR

Yazım ve Kaynak Gösterme Kılavuzu Beyanı

Danışmanlığımda yazılan bu tezin APA 7 yazım ve kaynak gösterme kılavuzunda belirtilen kurallara uygun olarak yapılandırıldığı ve bu kılavuzun APA 7 kaynak gösterme standartlarının bu tezde tutarlı olarak uygulandığı tarafımdan incelenerek teyit edilmiştir.

İmza

Prof. Dr. Handan ANKARALI

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

Açelya AYNACI

ÖZET

Saf Ses Odyogram Bulgularının Makine Öğrenmesi Metotları ile Değerlendirilerek Muhtemel Ön Tanı ve Öneri Tahmininde Bulunulması

Aynacı, Açelya

Yüksek Lisans Tezi, Biyolojik Veri Bilimi Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Handan Ankaralı

Haziran 2024

İşitme, iletişimin temelini oluşturan duyumuzdur. Seslerin dış kulaktan alınıp orta kulak ve iç kulağa iletilmesi sonrasında işitme siniri aracılığıyla işitsel kortekse ulaştırılması ile işitme olayı gerçekleşir. Bu süreçte periferik ya da santral sistemde bulunan bir patoloji işitme kaybına sebep olabilmektedir. İşitmede yaşanan olumsuzluklar bireyi bilişsel ve duygusal olarak olumsuz etkiler, bununla birlikte sosyal ve akademik hayatta zorluklar yaşatabilir. Bu sebeple işitme sağlığının ihmal edilmesinin önüne geçmek, işitme testlerini daha ulaşılabilir kılmak, işitme uzmanının bulunmadığı durumlarda test uygulayabilmek, test uygulayıcına zaman ve pratiklik kazandırmak, işitme testi bulgularını doğru yorumlamak adına bu çalışma hazırlanmıştır. Bu amaçlar doğrultusunda, makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak saf ses odyometri bulgularını değerlendirilmiş ve sonuç tahmininde bulunulmuştur. Kullanılan algoritmaların doğruluk oranlarını karşılaştıran bir araştırma çalışması sunulmuştur. Tez çalışmasında gerekli maskelemeler yapılarak 1006'sı yetişkin, 581'i çocuk olmak üzere toplam 1587 bireye ait saf ses işitme testleri meslek uzmanları tarafından tasarlanmıştır. Elde edilen bulgular sonucunda işitme kaybı varlığı, tipi, derecesi ve bulgulara uygun tavsiye kararları elde edildi. Çocuk ve yetişkin hastalara uygun farklı derecelendirme skalaları kullanıldı. Kayıp tipine ve derecesine uygun olacak şekilde konsültasyon, işitme cihazı tavsiyesi ya da gerekli testlerin uygulanması adına koklear implant adaylığının sorgulanması önerildi. Hazırlanan kapsamlı veri seti üzerine; Rastgele Orman (Random Forest), Karar Destek Vektörleri (Support Vector Machine), XGBoost ve Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network) algoritmaları ile tahmin modelleri oluşturuldu ve uygulandı. Makine öğrenmesi algoritmaları kullanılırken veri setinin %80'i eğitim, %20'si test grubu olarak 2'ye ayrıldı. Tahmin modellerine ait Karmaşıklık Matrisi tabloları oluşturuldu. Tablolar üzerinden doğruluk değeri, F1 skoru, duyarlılık ve seçicilik değeri metrikleri hesaplandı. Algoritmaların tahmin sonuçları doğrultusunda, bulgulara ait doğruluk oranları karşılaştırıldı. Muhtemel tanı tahmin sonuçlarının doğruluk oranları karşılaştırıldığında %98 başarı oranı ile RF algoritması, kayıp derecesi tahmin

sonularının doėruluk oranları karşılaştırıldığında %93 başarı oranı ile SVM algoritması, tavsiye kararları tahmin sonularının doėruluk oranları karşılaştırıldığında ise RF ve XGBoost algoritmaları %99 başarı oranı ile en yüksek sonuları verdiği görüldü. Yapılan alıřma kapsamında, kullanılan algoritmalar ile saf ses işitme testi bulguları deėerlendirilerek işitme kaybının varlığı, tipi ve derecesini yorumlama, muhtemel ön tanı ve öneri tahmininde bulunma konusunda etkili sonular elde edildi.

Anahtar Kelimeler: Yapay Zeka, Makine Öğrenmesi, Saf ses işitme testi, İşitme Kaybı, Rastgele Orman, Karar Destek Vektörleri, XGBoost, Yapay Sinir Ağları

ABSTRACT

Predicting Possible Preliminary Diagnosis And Recommendations By Evaluating Pure Tone Audiogram Findings With Machine Learning Methods

Aynacı, Aelya

Master's Thesis, Department of Biological Data Science

Supervisor: Prof. Dr. Handan Ankaralı

Hearing is our sense that forms the basis of communication. After the sounds are taken from the outer ear and transmitted to the middle ear and inner ear, the hearing event takes place by reaching the auditory cortex through the auditory nerve. In this process, a pathology in the peripheral or central system may cause hearing loss. The negative effects experienced in hearing affect the individual cognitively and emotionally, but can also cause difficulties in social and academic life. For this reason, this study has been prepared in order to prevent the neglect of hearing health, to make hearing tests more accessible, to apply tests in cases where there is no hearing specialist, to give time and practicality to the test practitioner, and to interpret the hearing test findings correctly. For these purposes, a research study was presented that evaluates the findings of pure audio audiometry using machine learning algorithms and predicts the result, comparing the accuracy rates of the algorithms used. In the thesis study, pure sound hearing tests of 1587 individuals, 1006 of whom were adults and 581 of whom were children, were prepared by professional experts by performing the necessary masking. As a result of the findings, the presence of hearing loss, type, degree and recommendations appropriate to the findings were obtained. Different rating scales were used to suit children and adult patients. In accordance with the type and degree of loss, it was recommended to question the cochlear implant candidate for consultation, hearing aid advice or for the application of the necessary tests. On the comprehensive data set prepared; Prediction models have been created and implemented with Random Forest, Support Vector Machine, XGBoost and Artificial Neural Network algorithms. When using machine learning algorithms, 80% of the data set was divided into training and 20% into 2 as a test group. Complexity Matrix tables of prediction models were created. The truth value, F1 score, sensitivity and selectivity value metrics were calculated from the tables. The accuracy rates of the findings were compared by looking at the prediction results of the algorithms. RF algorithm with 98% success rate compared to accuracy rates of possible diagnostic prediction results, SVM algorithm with 93% success rate compared to

accuracy rates of loss rating prediction results, RF and XGBoost algorithms with 99% success rate gave the highest results while recommendation decisions compared to accuracy rates of prediction results. Within the scope of the study, the algorithms used and the findings of the pure sound hearing test were evaluated and effective results were obtained in terms of interpreting the presence, type and degree of hearing loss, predicting the possible preliminary diagnosis and recommendation.

Keywords: Artificial Intelligence, Machine Learning, Pure sound hearing test, Hearing Loss, Random Forest, Decision Support Vectors, XGBoost, Artificial Neural Networks

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam ve yüksek lisans eğitimim sürecinde bilgisini, tecrübesini ve yardımlarını esirgemeyen danışmanım sayın Prof. Dr. Handan Ankaralı hocama ve Prof. Dr. Hasan Güçlü hocama,

Beyza Nur Baştürk'e, Bora Kalaycıoğlu'na ve Hülya Güven'e,

Lise sıralarından şimdiye her konuda yanımda olan Gözde Yurtdaş'a

En başından beri bilgisini ve yardımlarını esirgemeyen, her konuda yanımda olan canım arkadaşım Seda Aydın Temiz'e,

Manevi desteğini hayatımın her alanında hissettiren canım arkadaşım Şerife Balsüzen'e,

Bilgilerini ve görüşlerini paylaşan Sebahattin Ünlü, Özge Pekdemir, Nurdan Sözen ve Ayşenur Yüksel'e,

Süreç boyunca yanımda olan bütün arkadaşlarıma ve bugünlere gelmemde büyük emeği olan canım annem Yüksel Aynacı'ya, canım babam Abdullah Aynacı'ya, ilk arkadaşım canım abim Süleyman Aynacı'ya ve canım kız kardeşim Alena Aynacı'ya çok teşekkür ederim.

İTHAF

Tez çalışmamı,
Aileme ve
Yeğenim Elif Lina'ya ithaf ediyorum.

İçindekiler

BİRİNCİ BÖLÜM	1
1. GİRİŞ	1
1.1 Amaç	1
1.2. İlgili Çalışmalar	3
1.3. Kapsam	7
İKİNCİ BÖLÜM	9
2. GENEL BİLGİLER	9
2.1. İşitme Sistemi	9
2.1.1. Periferik İşitme Sistemi Yapıları	10
2.1.2 Santral İşitme Sistemi	13
2.2. Saf Ses Odyometri	15
2.2.1. Kullanılan Ekipmanlar	19
2.3 İşitme Kaybı Sınıflandırması	21
2.3.1 Etiyolojisine Göre Sınıflandırma	21
2.3.2. Kaybın Meydana Geldiği Zamana Göre Sınıflandırma	22
2.3.3. Konuşmanın Kazanılma Durumuna Göre Sınıflandırma	22
2.3.4. Patolojinin Yerleşim Yerine Göre	22
2.5.1 Hava Yolu İşitme Cihazları	24
2.4. İşitme Kaybı Derecelendirmesi	28
2.4.1 İşitme Kaybı Derecesine Göre Yaşanan Problemler	29
Farklı kayıp dereceleri ve bunlara bağlı olarak işitme kayıplı bireylerin yaşadığı güçlükler farklılık göstermektedir. (Durgut, 2010; Lieu ve diğerleri, 2020; Gündoğdu, 2015; Şenkal, 2015)	29
2.5 İşitme Cihazları	31
2.5.2 Kemik Yolu İşitme Cihazları (KYİC)	31
2.6 İşitme İmplantları	32
2.6.1 Kemiğe İmplant İşitme Cihazları (KİİC)	32
2.6.2. Orta Kulak İmplantları (MEI)	33
2.6.3 Koklear İmplant	34
2.7. Makine Öğrenmesi	37
2.7.1. Makine Öğrenmesi Öğrenme Türleri	39
2.7.2. Makine Öğrenmesi Algoritmaları	41
2.7.3. Makine Öğrenmesi Algoritmaları Hiperparametreleri	50
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM	51
3. YÖNTEM	51

3.1. Araştırma Problemini Tanımlama.....	51
3.2. Verileri Tanıma	51
3.3. Veri Hazırlama	52
3.4. Modelin kurulması.....	53
3.5. Modelin Eğitilmesi	53
3.6. Modelin Değerlendirilmesi	53
3.6.1. Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix)	54
DÖRDÜNCÜ BÖLÜM	59
4. BULGULAR	59
4.1. RF Algoritmasına Ait Bulgular	59
4.2. SVM Algoritmasına Ait Bulgular	64
4.3. XGBoost Algoritmasına Ait Bulgular	69
4.4. ANN Modeline Ait Bulgular	74
BEŞİNCİ BÖLÜM	81
5. TARTIŞMA.....	81
ALTINCI BÖLÜM.....	86
6. SONUÇ VE ÖNERİLER	86
3. REFERANSLAR.....	89

Kısaltmalar Listesi

ASHA	American Speech Language Hearing Association
Hz	Hertz
dB	Desibel
HL	Hearing Level (İşitme seviyesi)
SNİK	Sensörinöral İşitme Kaybı
İTİK	İletim Tipi İşitme Kaybı
SSO	Saf Ses Ortalaması
OAE	Otoakustik Emisyon
ITE	In The Ear (Kulak içi)
BTE	Behind The Ear (Kulak arkası)
ASSR	Auditory Steady-State Evoked Response
ABR	Auditory Brainstem Response (İşitsel Beyinsapı Cevabı)
IHC	Inner Hair Cell (İç Tüy Hücresi)
OHC	Out Hair Cell (Dış Tüy Hücresi)
ML	Machine Learning (Makine Öğrenmesi)
KYİC	Kemik Yolu İşitme Cihazı
KİİC	Kemiğe İmplanté İşitme Cihazı
RF	Random Forest (Rastgele Orman Algoritması)
SVM	Support Vector Machine (Karar Destek Makineleri)
CM	Confusion Matrix (Karmaşıklık Matrisi)
WHO	Dünya Sağlık Örgütü
ANN	Artificial Neural Network
YSA	Yapay Sinir Ağları

Tablolar Listesi

Tablo 1. Odyogramda Kullanılan Semboller	18
Tablo 2. Goodman İşitme Kaybı Derecelendirmesi (Goodman, 1965)	28
Tablo 3. Çocuklarda İşitme Kaybı Derecelendirmesi (Clark, 1981).....	29
Tablo 4. Karmaşıklık Matrisi Oluşum Tablosu	55
Tablo 5. Metriklerin Hesaplanması.....	57
Tablo 6. Veri Setinde Kullanılan Etiketler	57
Tablo 7. RF Algoritması Muhtemel Ön Tanıya Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri	60
Tablo 8. RF Algoritması Kayıp Derecesine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri	62
Tablo 9. RF Algoritması Öneri Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri.....	63
Tablo 10. RF Algoritmasına Ait Bulgular	63
Tablo 11. SVM Algoritması Muhtemel Ön Tanı Tahmin Değerlerine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri.....	65
Tablo 12. SVM Algoritması Kayıp Derecesi Tahminlerine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri	66
Tablo 13. SVM Algoritması Öneri Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri.....	68
Tablo 14. SVM Algoritmasına Ait Bulgular	68
Tablo 15. XGBoost Algoritması Muhtemel Ön Tanıya Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri	71
Tablo 16. XGBoost Algoritması Kayıp Derecesine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri	72
Tablo 17. XGBoost Algoritması Öneri Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri	73
Tablo 18. XGBoost Algoritmasına Ait Bulgular.....	73
Tablo 19. ANN Algoritması Muhtemel Ön Tanı Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri .Error!	
Bookmark not defined.	
Tablo 20. ANN Algoritması Kayıp Derecesi Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri	77
Tablo 21. ANN Algoritması Öneri Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri	78
Tablo 22. ANN Algoritmasına Ait Bulgular	78
Tablo 23. Muhtemel Tanıya Ait Bulguların Doğruluk Oranları.....	79
Tablo 24. Kayıp Derecesine Ait Bulguların Doğruluk Oranları	80
Tablo 25. Tavsiye Kararlarına Ait Bulguların Doğruluk Oranları	80

Şekiller

Şekil 1. Dış Kulak- Orta Kulak- İç Kulak Yapıları	9
Şekil 2. Orta Kulak Kemikçikleri.....	11
Şekil 3. İç Kulak Yapıları	12
Şekil 4. Koklea Kesiti ve Corti Organı	13
Şekil 5. Santral İşitme Sistemi Yolları	14
Şekil 6. Hava Yolu ve Kemik Yolu İletim	15
Şekil 7. Saf Ses Eşik Odyogramı Görüntüsü.....	17
Şekil 8. İnsert Kulaklık	20
Şekil 9. Circumaural Kulaklık	20
Şekil 10. Supra-Aural Kulaklık.....	20
Şekil 11. Kemik Vibratör	21
Şekil 12. Sağ Kulağa Ait İTİK Odyogramı	23
Şekil 13. Sağ Kulağa Ait SNİK odyogramı.....	25
Şekil 14. İşitme Cihazı Türleri	26
Şekil 15. Sol Kulağa Ait Mikst Tipi İşitme Kaybı Odyogramı	27
Şekil 16. Kemik Yolu İletim İşitme Cihazı/ Gözlük Tipi İşitme Cihazı	32
Şekil 17. Kemik Yolu İmplantı.....	33
Şekil 18. Orta Kulak İmplantı	34
Şekil 19. Koklear İmplant Parçaları	36
Şekil 20: Denetimli Makine Öğrenmesi Adımları	40
Şekil 21. Makine Öğrenmesi Algoritmaları Hiyerarşisi	41
Şekil 22. Random Forest Algoritmasında Rastgele Oluşturulan Karar Ağaçlarından Çoğunluk Oyu Kullanılarak Son Tahmine Ulaşılması	43
Şekil 23. RF Algoritmasında OOB Değerlerinin Kullanımı	44
Şekil 24. Karar Destek Vektörleri Ağ Yapısı	45
Şekil 25. Hiper Düzlem ve Destek Vektörleri	46
Şekil 26. Lineer ve Lineer Olmayan SVM Sınıflandırılması	47
Şekil 27. XGBoost Algoritmasının Yapısı.....	48
Şekil 28. Biyolojik Nöron Görüntüsü ve Yapay Sinir Ağı	49
Şekil 29. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı Modelleri	50
Şekil 30. Kullanılan odyogram verileri örnekleri.....	Error! Bookmark not defined.
Şekil 31. Tahmin Süreci Aşamaları	Error! Bookmark not defined.
Şekil 32. Karmaşıklık Matrisinden Elde Edilen Metriklerin Görselleştirilmesi	Error! Bookmark not defined.
Şekil 33. RF Algoritmasına Ait Muhtemel Ön Tanı CM Modeli	60
Şekil 34. RF Algoritmasına Ait Kayıp Derecesi CM Modeli.....	61
Şekil 35. RF Algoritmasına Ait Tavsiye CM Modeli	Error! Bookmark not defined.
Şekil 36. RF Algoritmasına Ait Bulguların Grafikselsel Gösterimi	64
Şekil 37. SVM Algoritmasına Ait Muhtemel Tanı CM Modeli	65
Şekil 38. SVM Algoritmasına Ait Kayıp Derecesi CM Modeli	66
Şekil 39. SVM Algoritmasına Ait Tavsiye CM Modeli	67
Şekil 40. SVM Algoritmasına Ait Bulguların Grafikselsel Gösterimi.....	69
Şekil 41. XGBoost Algoritmalarına Ait Muhtemel Tanı CM Modeli	70
Şekil 42. XGBoost Algoritmasına Ait Kayıp Derecesi CM Modeli.....	Error! Bookmark not defined.

Şekil 43. XGBoost Algoritmasına Ait Tavsiye CM Modeli	72
Şekil 44. XGBoost Algoritmasına Ait Bulguların Grafiksel Gösterimi.....	74
Şekil 45. ANN Modelini Ait Muhtemel Tanı CM Modeli.....	Error! Bookmark not defined.
Şekil 46. ANN Modeline Ait Kayıp Derecesi CM Modeli	76
Şekil 47. ANN Algoritmalarına Ait Bulguların Grafiksel Gösterimi	79

BİRİNCİ BÖLÜM

1. GİRİŞ

1.1 Amaç

Verinin her geçen gün daha da arttığı ve değerli hale geldiği bu dönemde makine öğrenmesinin önemi de gün geçtikçe artmaktadır. Verilerden başarılı sonuçlar elde edilen makine öğrenmesi uygulamaları sağlık hizmetlerinin pek çok aşamasında kullanılmaktadır. Sağlık uzmanlarına büyük katkısı olan bu algoritmalar ancak hasta verisine uygun modellerin kullanılması ile sağlanabilir. (Azar ve diğerleri, 2014; Emre 2021)

Literatürde kulak burun boğaz ve odyoloji alanında makine öğrenmesi algoritmalarının kullanıldığını görmekteyiz. Odyolojinin çeşitli aşamalarındaki verilerin ve yapay zeka algoritmalarının kullanıldığı çalışmalarda daha kapsamlı bir algoritma karşılaştırması yapmak amaçlar arasındadır.

Hastalıkların erken tanınması aşamasında makine öğrenmesi kullanımı artmaktadır. Veri analizinde başarılı sonuçlar veren bu uygulamalar erken tanıyla birlikte erken tedavi olanağı da sağlayabilmektedir. Hastalıkların tespit edilmesi ve hastalığın bulunduğu evrenin öngörülebilmesi tedaviye, ayrıca sağlık uzmanlarına büyük katkısı sağlayacaktır. Bu çalışmalarda başarılı sonuçlar elde edebilmek ancak hasta verisine uygun modeller kullanarak sağlanabilir. (Emre ve diğerleri,2021; Kaya ve diğerleri, 2019)

İşitme kaybı dünya genelinde çok sık rastlanan bir sağlık problemidir. 466 milyon bireyin işitme kaybı problemi yaşadığı ve önümüzdeki 30 yıllık süreçte bu sayının 900 milyon bireye kadar ulaşacağı tahmin edilmektedir. Dünya Sağlık Örgütü (WHO), bu durumu

sessiz salgın olarak isimlendirmiştir. İşitme kaybı, bireyin iletişim konusunda problemler yaşamasına, sosyal hayattan izole olması ve bunların sonucunda depresyon ve güvensizlik gibi olumsuzluklarla karşı karşıya kalmasına neden olabilmektedir. Engellilik sıralamasında dördüncü sırada bulunan bu sağlık probleminin erken ve doğru tanınması, uygun amplifikasyon uygulanması ve rehabilite edilmesi oldukça önemlidir. (Anwar ve Oakes, 2013; Ferguson ve diğerleri, 2019; Kaymakçı ve diğerleri, 2022)

Klinikte işitme kaybını değerlendiren rutin testlerin başında saf ses odyometri testi gelmektedir. Bu test sonucunda bireyin işitme kaybı varlığı, işitme kaybının derecesi, tipi ve konfigürasyonu belirlenir. Saf ses odyometri testleri odyolog veya odyometrist tarafından uygulanır. Test uygulayıcısı elde ettiği odyogram bulgularını doğru bir şekilde yorumlayıp uygun amplifikasyon önerisini sunmakla görevlidir. Bu süreçte test uygulayıcısının odyogram bulgularını yanlış ya da eksik yorumlaması veya yanlış öneride bulunması olasıdır. (Baştürk, 2023; Temügan ve Ünsal, 2015)

Bu çalışmanın temel amacı saf ses odyogram bulgularını makine öğrenmesi metotlarını kullanarak doğru yorumlamaktır. Bunu yaparken çalışmada kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarını karşılaştırarak en uygun algoritmayı bulmak amaçlanmıştır. Çalışmanın diğer amaçları; pratikte klinikte test yorumlamasını kolaylaştırmak ve test uygulayıcına zaman kazandırmaktır. İşitme sağlığının ihmal edilmesi, işitme kaybının geç tanınmasına ve tedaviye geç başlanmasına hatta hiç tedavi uygulanmamasına sebep olabilmektedir. İnsan yaşamını büyük ölçüde etkileyen işitme duyusunun kaybı, yaşam kalitesini aynı ölçüde olumsuz etkileyecektir. Bu çalışma ile işitme testlerinin birinci basamak sağlık kurumlarında da uygulanabilmesi ve doğru sonuç alınabilmesini mümkün kılacak bir tanı sistemi geliştirmek amaçlar arasındadır.

1.2. İlgili Çalışmalar

Sağlığın birçok alanında olduğu gibi odyoloji alanında da yapay zeka ve makine öğrenmesi uygulamaları araştırma konusu olmaktadır.

Ülkemizde Er (2020), tarafından yapılan yüksek lisans tez çalışmasında, yapay zeka destekli odyometri sistemi üzerinde çalışılmıştır. Toplam 247 veriden oluşan 200 eğitim ve 47 test verisi ile yapılan çalışmada yapay sinir ağları kullanılmıştır. İşitme kaybı türü belirlenirken %97 oranında doğruluk oranı elde edilmiştir. Sonuç olarak bu çalışmada işitme kaybı tipine bağlı olarak ön tanıyı ortaya koymak adına etkili sonuçlar elde edilmiştir.

Dişçi (2021) yüksek lisans tezi çalışmasında, işitme kaybı türü ve derecesinin belirlenmesi üzerine iki metot karşılaştırmış ve bir mobil uygulama geliştirilmiştir. Yapay sinir ağları ve koşullu yapılarla oluşturulan döngülerde, işitme kaybı türü ve derecesi tahmininde bulunulmuştur. Koşullu yapılarla oluşturulan algoritmaların yapay sinir ağlarına kıyasla doğru yanıt oranının daha yüksek olduğu belirtilmiştir. Sonuç olarak bilgisayar tabanlı programların işitme kaybı ve türünün belirlenmesinde faydalı olabileceği görülmüştür.

Çetinkaya (2023) doktora tezi çalışmasında, makine öğrenmesi algoritmalarını işitme kayıplı hastalara uygun işitme cihazı seçiminde kullanmıştır. Çalışmada kullanılan veriler 18-60 yaşları arasındaki sensörinöral kayıplı 3196 hasta üzerinden simüle edilerek hazırlanmıştır. Tahmin modelleri arasında XGBoost algoritmasına ait olan model en yüksek doğruluk oranına sahipken, Karar ağacı, rassal orman ve sonrasında yapay sinir ağları modelleri sırasıyla en yüksek doğruluk oranlarına sahip olmuştur. Çalışma sonucunda makine öğrenmesi algoritmalarının işitme cihazı seçimi konusunda etkili rol oynayabileceği görülmüştür.

Baştürk (2023) yüksek lisans çalışmasında, odyoloji kliniklerinde yaşanan raporlama sürecine katkı sağlamak amacıyla, bilgisayar destekli odyogram değerlendirme ve dijitalleştirme çalışması üzerinde çalışmıştır. Odyogram görüntülerini otomatik olarak okuma ve değerlendirme amaçlanmıştır. Bu çalışma için görsel işleme yazılımı geliştirilmiştir. 2200 odyogram görüntüsü ve 19 farklı işitsel sembol ile hazırlanan bu çalışmada başarılı sonuçlar elde edilmiş ve test uygulayıcısına yardımcı olacağı görülmüştür.

Carlson ve ark. (2024) son dönemde yayınladıkları çalışma ile hastaların rutin odyolojik test bulguları ve demografik verileri ile koklear implant adaylığını sorgulayan bir yapay zeka modeli oluşturmayı amaçlamıştır. AZbio (implantasyon öncesi ve sonrasında konuşma algısını değerlendiren test) (Taitelbaum Swead ve diğerleri, 2022) ve CNC (tek heceli kelimeleri ayırt etme skorları) test bulguları ve ek olarak saf ses ortalamaları kullanılmıştır. 770 kişilik yetişkin bir grup ile çalışılmış ve %87 oranında doğruluk elde edilmiştir.

Anwar ve Oakes 2013'te yayınladıkları çalışmada, işitme cihazı uygunluğuna verilen önemi arttırmak ve dikkat çekmek için hastaya uygun işitme cihazını tahmin etmeyi ve bu sayede odyologlar için yardımcı bir görüş sağlamayı amaçlayan bir makine öğrenmesi modeli üzerinde çalışmışlardır. Naive bayes tekniği ile kulak arkası (BTE) veya kulak içi (ITE) işitme cihazları arasında seçim yapmayı sağlayan bir model kullanılmıştır. Bu çalışmada 60-78 yaşları arasındaki 23.000'den fazla hastanın odyogram verileri kullanılmıştır. Hasta verilerinin 1992-2001 yılına ait olması çalışmayı sınırlandırmıştır. Çalışmayı sınırlandıran bir diğer konu ise işitme cihazlarının kullanıcı açısından kabul edilebilirliği ve kullanım rahatlığı olarak belirtilmiştir.

Kimberley ve ark. (1994), yapay sinir ağılarını kullanarak DPOAE sonuçları üzerinden saf ses işitme eşiklerini tayin etmeyi amaçlayan bir çalışma hazırlamıştır. Çalışmada 229 normal işiten ve işitme kaybına sahip bireyin emisyon değeri ölçümleri, demografik verileri ve saf ses işitme eşikleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda hazırlanan modeller normal işitmeye sahip bireylerin tahmininde %80 başarı gösterirken, daha kötü işitme eşikleri için %90 oranında doğruluk göstermiştir.

Kates (1995), hazırladığı çalışmada, işitme cihazı seçim uygulamalarına bir yenilik getirmeyi amaçlamıştır. İşitme cihazı seçim uygulamalarında kullanılan kazanç formüllerinden NAL-R metodu gibi metotlar yerine yapay sinir ağlarının kullanımını geliştirmek adına çalışma yapmıştır. Çalışmada gerçek odyogram verileri ve simüle edilmiş veriler birlikte kullanılmıştır. Bireylerin her frekansa özgü en iyi yanıtları ve aynı odyogram verilerinden elde edilen NAL-R metodu karşılaştırılmış ve yapay sinir ağları sonuçlarının daha doğru sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Buller ve Lutman (1998), yapay sinir ağlarını kullanarak otoakustik emisyon sonuçlarını sınıflandırmak üzerine bir çalışma hazırlamıştır. Emisyonlar özellikle yenidoğan işitme taramalarında kullanılır hale geldikten sonra, sonuçları sınıflandırma ihtiyacına yönelik bu çalışmaya yer verilmiştir. Çalışmada, otoakustik emisyonların bir çeşidi olan ‘geçici uyarılmış emisyonlar’ (TEOAE) kullanılmıştır. Sinir ağları yenidoğan işitme taramalarına ait 2190 veri ile çalışılarak hazırlanmıştır. Çalışma sonucunda elde edilen veriler sinir ağlarını TEOAE yorumlamada faydalı olabileceği görülmüştür.

Hastaların tinnitus şikayetlerinin tanınması kapsamında Seyed-Ali Sadegh-Zadeh ve ark. (2024), yüksek frekans odyometri ölçüm değerleri ile bir makine öğrenimi üzerine bir çalışma ortaya koymuştur. Rutin değerlendirmelerde yüksek frekans eşiklerinin ölçülmemesi bu çalışmaya zemin hazırlamıştır. Yüksek frekans odyometrilerin analiz

edilerek tinnitus ile ilişkisinin, makine öğrenimi metotları yardımıyla sınıflandırılmasına yardımcı olması beklenmiştir. Tinnitus teşhisini öngören bu çalışmada YSA (Yapay Sinir Ağları), LR (Lojistik regresyon) ve farklı sınıflayıcılar kullanılmıştır. Çalışma sonunda LR modelinin %91,76 ile diğer sınıflayıcı modellerden daha yüksek doğruluk oranına sahip olduğu sonucu çıkmıştır.

Charih ve ark. (2020), denetimli öğrenme algoritmaları kullanarak odyogram verilerini sınıflamayı amaçlayan bir sistem üzerinde çalışmıştır. Odyogramlar konfigürasyon, simetri ve şiddet olmak üzere 3 faktör üzerinde yoğunlaşarak sınıflandırılmıştır. 270 farklı odyogram verisi ile yapılan çalışma sonucunda makine öğrenmesinin odyoloji alanında kullanılmasına temel olacak bir çalışma ortaya koydukları belirtilmiştir.

Aliabadi, Farhadian ve Darvishi (2015), yapay zekayı kullanarak, endüstriyel gürültüden kaynaklanabilecek işitme kayıplarına ait bir tahmin modeli üzerinde çalışmıştır. Çalışmanın temelinde gürültü maruziyetinin işitme sağlığına olumsuz etkilerini önleyebilmek, gürültülü çalışma koşullarını değiştirebilmek ve iyileştirebilmek yer almaktadır.

Charih (2019), hazırladığı tez çalışmasında, odyogram sınıflandırması üzerine çalışmıştır. Mobil ve otomatik test uygulamak konusunda faydalı olacağı düşünülen çalışmada, odyologlar tarafından odyogram açıklamaları oluşturulmuştur. Analizler sonucunda odyogramlara ait konfigürasyon ve şiddet bulguları elde etme konusunda etkili sonuçlar elde edilmiştir. Ayrıca odyogram üzerindeki olası problemlerin tespit edilmesinde Gauss karışım modellerinin faydalı olabileceği tespit edilmiştir.

Raji ve ark. (2024), işitme engeline sahip öğrencilerin akademik performansını iyileştirmeyi amaçlayan, akademik performans açısından risk faktörü altındaki öğrencileri tahmin etmeyi ve bu risk faktörlerini belirlemeyi hedefleyen bir çalışma hazırlamıştır.

Ziavra ve ark. (2004), iki farklı frekansta verilen distorsiyon ürünü otoakustik emisyonların (DPOAE), koklear kökenli sensörinöral işitme kaybı teşhisinde kullanılması üzerine bir yapay zeka çalışması hazırlamıştır. Hazırlanan çalışmada yapay sinir ağları ve lojistik regresyon modelleri kullanılmıştır. Çalışmaya 166'sı normal işitmeye sahip, 90'ı sensörinöral işitme kaybına sahip 256 kulak dahil edilmiştir. Çalışmada saf ses işitme odyometrisi, empedans odyometrisi, konuşma odyometrisi ve DPOAE değerlendirmelerinin sonuçları kullanılmıştır. Amacı sensörinöral işitme kaybını tanılamak olan çalışmada sinir ağlarında AUC 0,86 olarak bulunmuştur. Lojistik regresyonda ise 0,91 ve 0,92 olarak bulunmuştur.

1.3. Kapsam

Bu çalışmada; saf ses odyogram bulgusu verilerinin oluşturulması, kullanılan kemik yolu ve hava yolu işitme eşiklerinin ortalamasının hesaplanması, yetişkin ve çocuk hasta ayrımı yapılarak saf ses ortalaması sonucunda uygun derecelendirme skalasının kullanılması ve işitme kaybının derecelendirilmesi, işitme kaybı varlığına bağlı olarak kayıp türünün tespit edilmesi, hastaya uygun öneride bulunulması hedeflenmiştir.

Tez çalışması kapsamında saf ses odyogram bulguları odyologlar tarafından hazırlanmıştır. Öncelikli olarak 7-65 yaş aralığındaki bireylere ait kemik yolu ve hava yolu işitme eşikleri bulguları oluşturulmuştur. Saf ses işitme eşikleri oluşturulurken klinikte rutin olarak değerlendirilen frekans aralıkları kullanılmıştır. Kemik yolu işitme eşiklerinin, 500Hz- 1000Hz- 2000Hz- 4000Hz frekanslarındaki desibel cinsinden değerleri; hava yolu işitme eşiklerinin, 250Hz- 500Hz- 1000Hz- 2000Hz- 4000Hz- 8000Hz frekanslarındaki desibel cinsinden değerleri veride kullanılmıştır. Saf ses ortalamaları hesaplanırken 500Hz- 1000Hz-2000Hz-4000Hz frekanslarındaki işitme eşiklerinin ortalaması alınmıştır.

İşitme kaybı derecelendirmesinde yetişkin ve çocuklarda farklı skalalar kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında yetişkin bireyler için Goodman (1965) işitme kaybı derecelendirme skalası, çocuklar için Clark (1981) tarafından geliştirilen derecelendirme skalası kullanılmıştır.

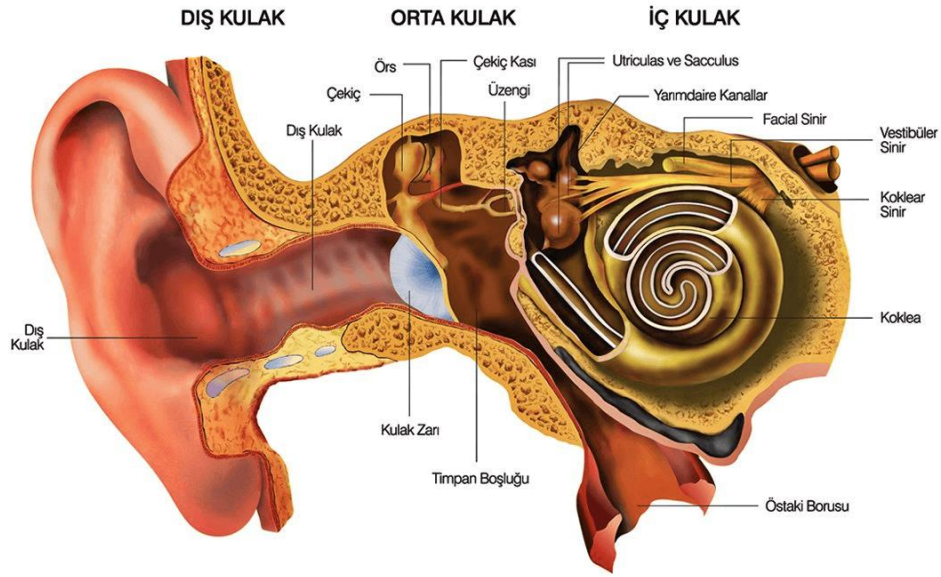
Saf ses odyogram bulgularından elde edilen bir diğer sonuç işitme kaybı tipidir. Hava yolu eşikleri ile kemik yolu eşikleri arasındaki gap ile kayıp tipi tahmin edilerek hastanın muhtemel tanısını belirlemek hedeflenmiştir. Hastanın kayıp derecesine ve tipine bağlı olarak işitme cihazı ya da koklear implant adaylığının tespit edilmesi ya da konsültasyon önerilmesi çalışmanın kapsamı içerisindedir.

İKİNCİ BÖLÜM

2. GENEL BİLGİLER

2.1. İşitme Sistemi

İşitme sistemi Periferik ve Santral işitme sistemi olarak iki bölüme ayrılır. Periferik işitme sistemi temel olarak üç kısımda incelenir. Yerleşimlerine göre dış kulak, orta kulak ve iç kulak olarak sıralanır. (Tanbek, 2020) Şekil 1’de dış kulak, orta kulak ve iç kulak yapıları görülmektedir.



Şekil 1. Dış Kulak- Orta Kulak- İç Kulak Yapıları¹

¹ Kaynak: <https://www.ediisitme.com.tr/isitme-kaybi-nedenleri-ve-tedavisi> , 06.06.24 tarihinde erişildi.

2.1.1. Periferik İşitme Sistemi Yapıları

2.1.1.1 Dış Kulak

Temel fonksiyonu ses dalgalarını toplamak ve orta kulağa iletmek olan kulak kepçesi (aurikula, pinna) ve dış kulak yolu (meatus akusticus externus) olmak üzere 2 yapıdan oluşur. Dış kulak yolu ortalama 2.5-2.7 cm uzunluğunda ve 7 mm çapında olup görevi sesi iletmek ve aynı zamanda sesi yükseltmektir. Dış kulak yolunun 1/3'lük kısmı kıkırdak, 2/3'lük kısmı ise kemik dokudan oluşmaktadır. (Belgin ve Şahlı, 2017)

2.1.1.2. Orta Kulak

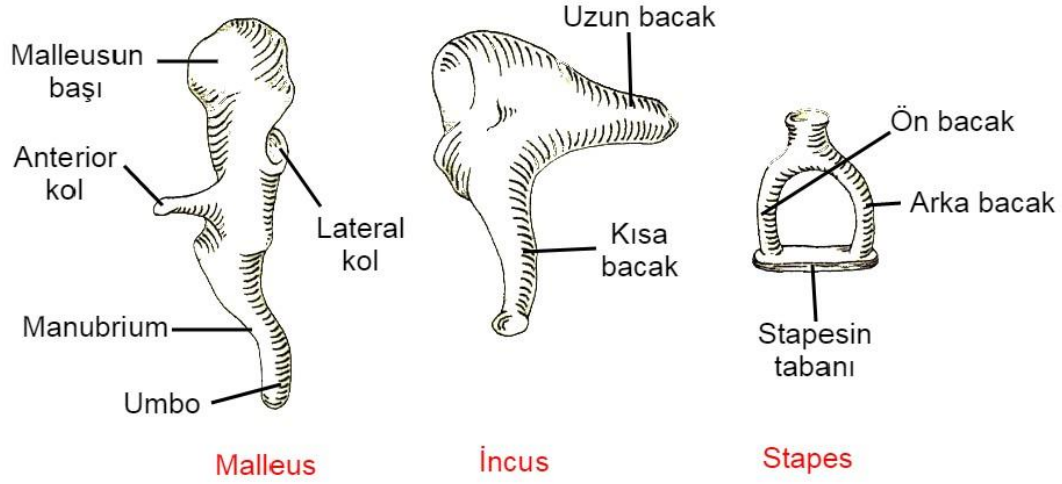
Timpanik membran ile başlayan orta kulağın yapısında, kulak kemikçikleri, orta kulak kavitesi, östaki tüpü, stapedius kası, tensör timpani kası ve kemik zincirde bulunan 4 ligament bulunur. Östaki tüpü orta kulağın havalandırılmasından sorumlu yapıdır.

Vücudumuzdaki en küçük kemikler orta kulakta bulunur. Bunlar sırasıyla malleus, incus ve stapesdir. Kulak zarından iletilen ses enerjisi kemikçik zinciri ile iç kulağa iletilir. (Gündüz ve Kaya, 2015)

Hava ortamında başlayan ses iletimi, iç kulaktaki sıvı ortama geçerken ses enerjisinde kayıp oluşur. Orta kulak yapıları ses iletiminde oluşacak olan bu enerji kaybını azaltmakta görev alır. Bu enerji kaybını azaltmakta görev alan mekanizmaları şöyle özetlenebilir; (Dalğış, 2019)

Timpanik membrana bitişik olan malleus ile incus arasında hareket eden bir eklem bulunur. Bu yerleşim kaldıraç etkisi olarak adlandırılıp 2.5 dB kazanç sağlar. Buna ek olarak stapesin tabanı ile timpanik membranın alanları arasındaki 17 kat farktan dolayı yaklaşık 25 dB kazanç sağlanır. Böylece toplamda 27.5 dB kadar bir kazanç elde edilmiş olur. (Dalğış, 2019)

Şekil 2'de orta kulak yapılarında bulunan kemikçikler sırasıyla gösterilmektedir.



Şekil 2. Orta Kulak Kemikçikleri²

2.1.1.3 İç Kulak

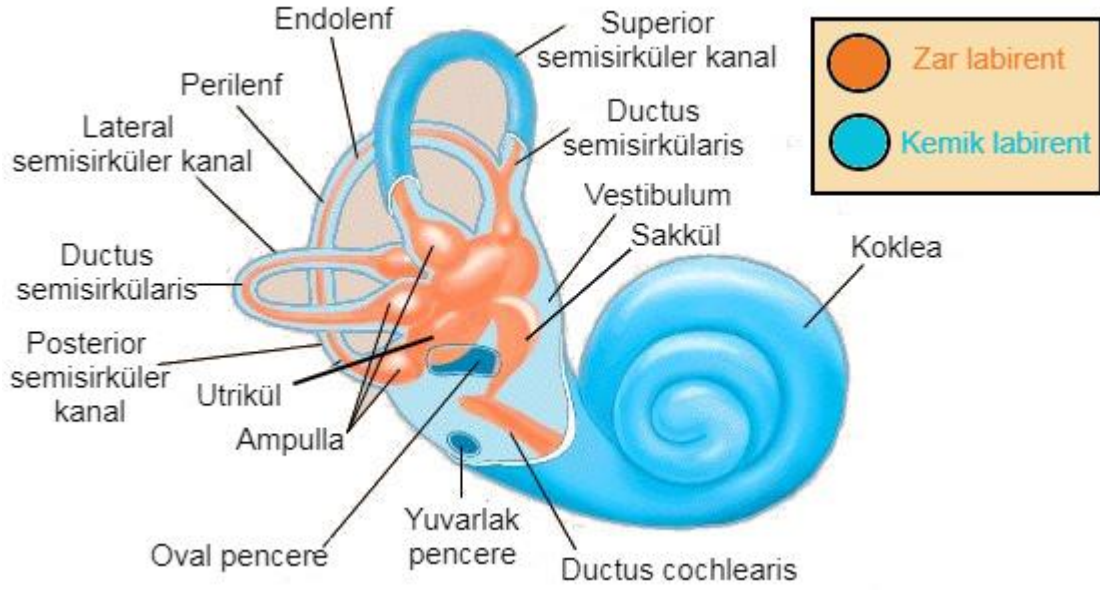
İşitme organı (cochlea) ve vestibüler organdan (vestibüler sistem) oluşur. Vestibüler sistem üç semisirküler kanal ile vestibülü oluşturan utrikül ile sakkül yapılarından oluşur ve dengeden sorumludur. (Alınışık Erdoğan, 2016; Polat, 2017) Şekil 3'te iç kulak yapıları gösterilmiştir.

Koklea işitmeden sorumlu yapıdır.

Superior, posterior ve horizantal olarak adlandırılan semisirküler kanallar başın açısal hareketlerini algılar.

Utrikül ve sakkül olarak adlandırılan otolit organlar, lineer hareketleri algılar. (Polat, 2017)

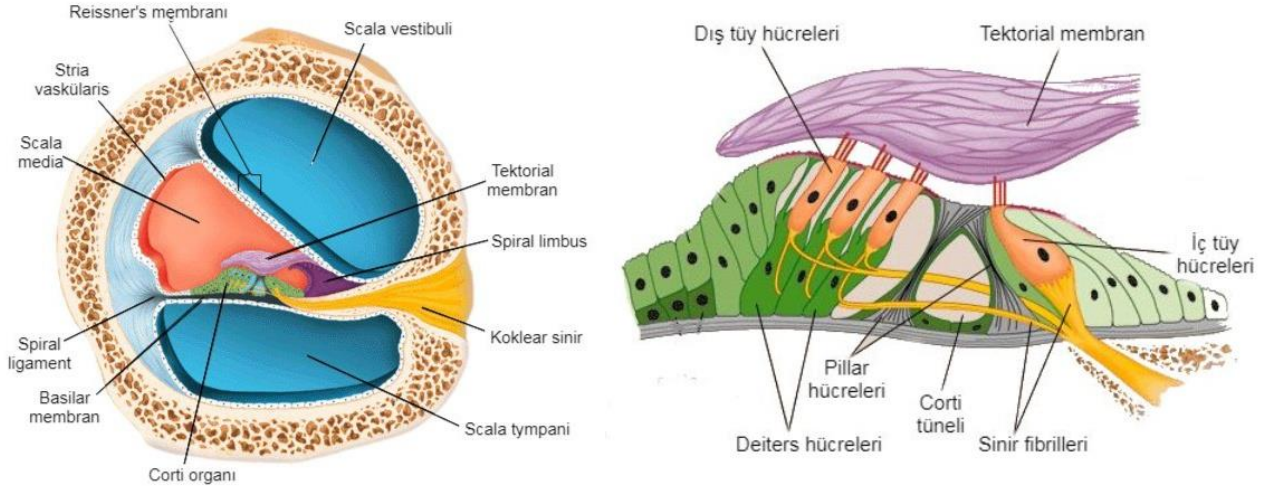
² Kaynak: <https://audioarchive1.blogspot.com/2020/12/periferik-isitme-sistemi.html> 05.05.24 tarihinde erişildi.



Şekil 3. İç Kulak Yapıları³

Koklea, salyangoza benzeyen, 2 tam 3/4 tura sahip sarmal yapıdadır. İçerisindeki corti organı işitmeye yardımcı olur. Corti tüylü hücelere sahiptir. Bunların 3500'ü iç tüy hücresi (IHC) olup tek sıra halindedir. 12500'ü dış tüy hücresi (OHC) olup 3 sıra şeklinde dizilidir. Toplamda 16000 tüy hücresi bulunur. Tüy hücreleri sertlik ve boyut olarak çeşitlilik gösterir. Bu sayede koklea düşük frekanslardan, yüksek frekanslara farklı frekanslara yanıt verir. Mekanik enerji dış kulak kanalından girip timpanik membranı titreştirir. Orta kulaktaki kemikçikler ve oval pencere vasıtasıyla iç kulakta bulunan kokleaya iletilir. Farklı frekanslara yanıt olarak kokleanın farklı bölgeleri titreşir. Tüylü hücreler mekanik enerjiyi elektriksel enerjiye dönüştürür ve işitme siniri aracılığıyla işitsel kortekse iletir. (Gülşen, 2022; İynen, 2017)

³ Kaynak: <https://audioarchive1.blogspot.com/2020/12/periferik-isitme-sistemi.html> , 08.06.24 tarihinde erişildi.



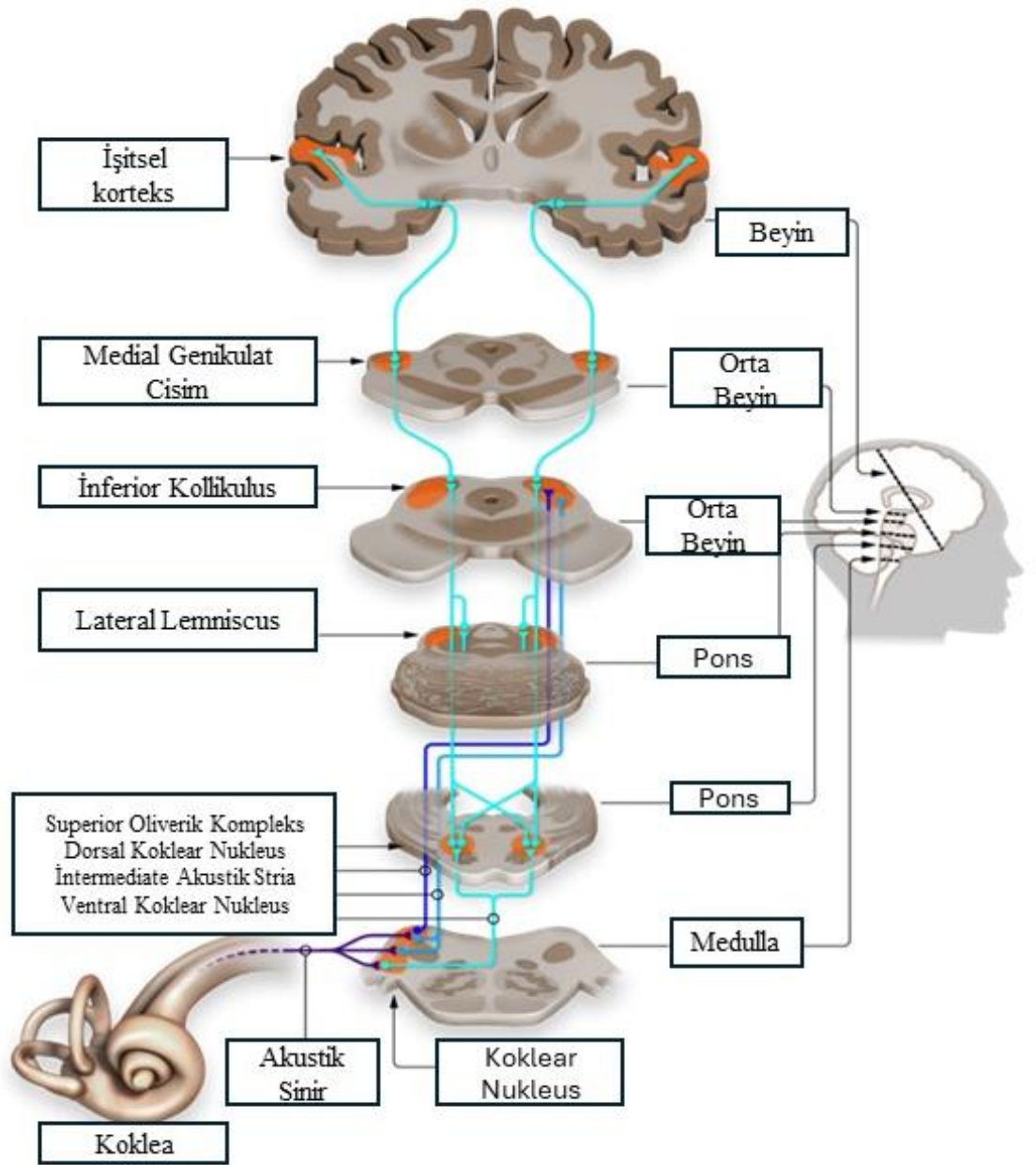
Şekil 4. Koklea Kesiti ve Corti Organı⁴

2.1.2 Santral İşitme Sistemi

İşitsel sinyallerin, işitme siniri üzerinden beyne gelmesi ve işlenip anlamlandırılması görevini üstlenir. İç kulaktaki tüylü hücreler ses sinyallerini, elektrik sinyallerine dönüştürür ve işitme sinirine iletir. (Başaran, 2018; Kumru, 2023) Elektrik sinyallerinin kokleadan işitsel kortekse kadar izlediği yol; (Başaran, 2018; Kumru, 2023)

Koklea - Sekizinci Sinir -Koklear Çekirdekler - Superior Oliverik Kompleks - Lateral Lemniscus - İnferior Colliculus - Medial Genikulat cisim - İşitme korteks olarak sıralanmaktadır.

⁴ Kaynak: <https://audioarchive1.blogspot.com/2020/12/periferik-isitme-sistemi.html> 06.06.24 tarihinde erişildi.



Şekil 5. Santral İşitme Sistemi Yolları⁵

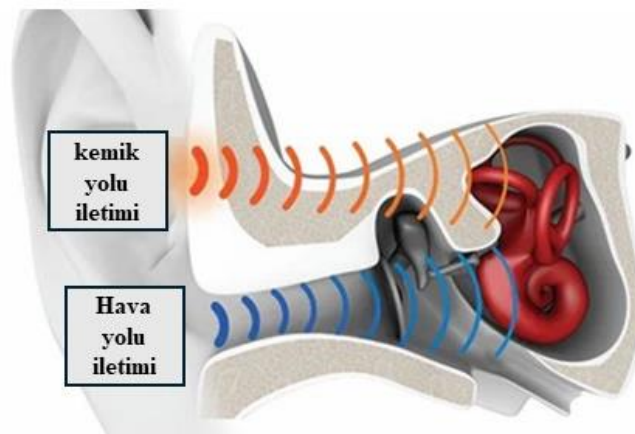
⁵ Kaynak: <https://openbooks.lib.msu.edu/introneuroscience1/chapter/central-auditory-processing/>, 20.05.24 tarihinde erişildi.

2.2. Saf Ses Odyometri

Ses titreşim hareketi yaparak, maddesel ortamda dalgalar halinde yayılan mekanik enerjidir. Saniyede üretilen dalga sayısı frekans olarak adlandırılır. Birimi Hertz (Hz)'dir. İnsan kulağı 20 ile 20.000 Hz aralığındaki frekansları işitebilmektedir. (İynen, 2017; Seyrek, 2013)

Saf ses, sesin frekansı, şiddeti, fazı ve süresi ile tanımlanan, sesin en basit değeridir. Saf ses odyometri testi ile, hastanın işitme kaybı varlığı, kayıp derecesi, işitme kaybının tipi ve konfigürasyonu belirlenir. Bu sebeple odyoloji test bataryasında önemli bir rol oynamaktadır. Bu süreçte testlerin doğru uygulanması ve yorumlanması gerekmektedir. (Schlauch ve Nellson, 2022)

İşitmenin sağlanabilmesi, ses dalgalarının iç kulağa iletilmesi ile mümkündür. Ses iç kulağa iki yolla iletilir. Bunlar hava yolu ve kemik yolu iletim yollarıdır. Dış kulaktan orta kulağa, kemikçiklerden oval pencereye ve iç kulağa iletilmesi hava yolu iletimidir. Kafatası aracılığıyla titreşimlerin iç kulağa iletilmesi kemik yolu iletimidir. (Seyrek, 2013)



Şekil 6. Hava Yolu ve Kemik Yolu İletim⁶

⁶ Kaynak: <https://us.soundcore.com/blogs/headphones/air-conduction-vs-bone-conduction> 24.05.24 tarihinde erişildi.

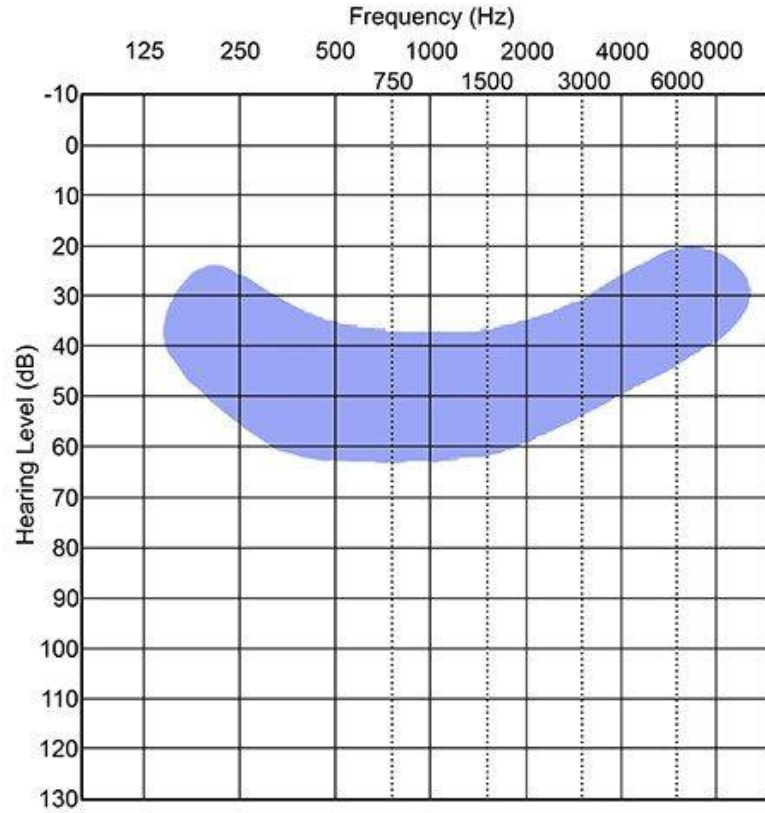
Bir kulağın 0 dB HL'deki işitme seviyesi, ses yalıtımının sağlandığı test odalarında tespit edilir. Saf ses odyometri hava iletim testi ve kemik iletim testinden oluşur. (Belgin, 2004; Bilgin, 2013) Saf ses hava yolu testi ile dış kulaktan başlayarak temporal lobtaki işitme merkezine kadar olan işitme sistemi yapıları değerlendirilir. Hastanın duyabildiği eşik seviyesi belirlenerek işitme kaybının saptanmasına yardımcı olur. Kemik yolu işitme testi ile iç kulaktan başlayarak işitme merkezine kadar olan yapılar değerlendirilir ve işitme kaybının tipini tanılamak için kullanılır. Fakat santral işitme sisteminden kaynaklanan patolojilerde tek başına yeterli değildir. Bu testlerle birlikte elektrofizyolojik testlere başvurulmalıdır. (Musiek ve diğerleri, 2017; Temügan ve Ünsal, 2015)

İşitme kaybı yaşayan bireyler konuşmaları anlayamama, tekrar ettirme ihtiyacı duyma, buna rağmen tam olarak sağlıklı iletişim kuramama gibi sorunlarla karşılaşır. Konuşma sesi karmaşık sinyallerden oluştuğundan saf ses odyometrisi ile konuşmayı anlama düzeyinin belirlenmesi mümkün değildir. Konuşmayı anlama düzeyinin belirlenmesinde konuşma odyometrisi testleri uygulanmalıdır. (Mungan, 2020)

Klinikte farklı tanısal değerlendirme testleri kullanılır. Bunun sebebi farklı testlerden elde edilen sonuçların karşılaştırılarak kontrol edilmesidir. Buna çapraz kontrol prensibi denir. Sonuçlar karşılaştırılarak doğruluk oranını arttırmak ve yanlış teşhis oranını düşürmek amaçlanmaktadır. Hava yolu işitme eşiklerinin bulunması kayıp tipini belirlemek için yeterli değildir. Test sonuçlarının çapraz kontrol edildiği kemik yolu iletim odyometrisi ya da timpanometri testleri de hastaya uygulanmalıdır. Ayrıca otoakustik emisyon ve işitsel beyinsapı cevapları ile çapraz kontrol olarak uygulanabilir. (Kreisman, Smart, ve John, 2022)

Odyometri testine göre işitme eşiklerinin gösterildiği grafiklere odyogram denir. Odyogram üzerindeki semboller test edilen kulak ve yapılan ölçüm türüne göre farklılık

gösterir. Sembolün yatay eksenindeki karşılığı akustik uyarının frekansı iken dikey eksenindeki karşılığı ise uyarının şiddetidir. (Dişçi, 2021; Şerbetçioğlu, 2019)



Şekil 7. Saf Ses Eşik Odyogramı Görüntüsü⁷

Saf ses eşikleri bulunurken her iki kulağın da spesifik işitme eşiklerinin bulunması amaçlanır. Test edilen kulağa verilen uyarın test edilmeyen kulak tarafından işitilebilir. Hasta bu uyarını test edilen kulaktan duymuş gibi algılayabilir. (Gençtürk ve diğerleri, 2022) Bu durum test edilmeyen kulağa maskeleme gürültüsü verilerek engellenir. Buna maskeleme denir. Test edilen kulağa ait saf ses eşikleri maskeleme yapılarak bulunur.

⁷ Kaynak: <https://eartohear.org/what-is-audiogram/> 31.05.24 tarihinde erişildi.

(Ünsal ve Ünsal, 2015) Tablo 1’de odyogram üzerinde kullanılan sembollere yer verilmiştir.

Tablo 1. Odyogramda Kullanılan Semboller

Sembol	Anlamı	Sembol	Anlamı
	Sol Hava yolu eşikleri		Sağ Hava yolu eşikleri
	Sol Hava yolu eşikleri bulunamadı		Sağ Hava yolu eşikleri bulunamadı
	Sol Maskeli hava yolu eşikleri		Sağ Maskeli hava yolu eşikleri
	Sol Maskeli hava yolu eşikleri bulunamadı		Sağ Maskeli hava yolu eşikleri bulunamadı
	Sol Kemik yolu eşikleri		Sağ Kemik yolu eşikleri
	Sol Kemik yolu eşikleri bulunamadı		Sağ Kemik yolu eşikleri bulunamadı
	Sol Maskeli kemik yolu eşikleri		Sağ Maskeli kemik yolu eşikleri
	Sol Maskeli kemik yolu eşikleri bulunamadı		Sağ sMaskeli kemik yolu eşikleri bulunamadı
S	Serbest Alan	A	İşitme Cihazlı Ölçüm
CI	Koklear İmplantlı Ölçüm		

2.2.1. Kullanılan Ekipmanlar

2.2.1.1 Odyometri Cihazı

Tonal frekans ve şiddet seviyelerinde saf ses üretebilen ve her iki kulağa ayrı olarak yönlendirebilen cihazlardır. American National Standards Institute (ANSI), 4 tip odyometre cihazı tanımlanmaktadır. Bunlar Tip1, Tip2, Tip3, Tip4 olarak adlandırılır. En fazla özelliğe sahip odyometre cihazı Tip1'dir. Kulaklıklar, kemik vibratör, hoparlör, konuşma testleri, maskeleme gürültüsü ve diğer özellikleri bulundurur. Tip4 odyometre cihazı ise klinikte kullanılan temel bir tarama cihazıdır. Tip1 odyometri cihazı ile 125-8000 Hz frekans aralığında hava yolu işitme eşikleri bulunurken, 250-6000 Hz frekans aralığında kemik yolu işitme eşikleri bulunur. Hava yolu işitme eşikleri bulunurken maksimum çıkış değeri 120 dB HL değeri iken, yüksek şiddetlerde kemik vibratörün yaratabileceği distorsiyon nedeniyle maksimum çıkış seviyesi hava yolu değerlerinden ortalama 50 dB daha düşüktür. (Belgin,2015; Schlauch ve Nellson, 2022)

2.2.1.2 Ses İleticiler (Transducerler)

2.2.1.2.1 Kulaklıklar (Earphones)

Odyolojik değerlendirmede genel olarak saf ses hava yolu eşiklerini bulmak için kullanılırlar. Klinikte hava yolu eşiklerini tespit etmek amacıyla kolay kalibre edilebilen supra-aural kulaklıklar yaygın kullanılmaktadır. İnsert kulaklıklar maskeleme ihtiyacını azaltması sebebiyle ve küçük çocuklarda kullanılabilmesi yönüyle avantajlıdır fakat maliyet yönünden dezavantajlıdır. Klinikte gerekli durumlarda yüksek frekansları (8000-20000 Hz) değerlendirmek için ise Şekil 9'da gösterilen circumaural kulaklıklar kullanılmaktadır. (Temügan ve Ünsal, 2015; Tuncer, 2016)



Şekil 8. İnsert Kulaklık ⁸ Şekil 9. Circumaural Kulaklık ⁹Şekil 10. SupraAural Kulaklık¹⁰

2.2.1.2.2 Hoparlörler (Speaker)

Serbest alan ölçümlerini bulmamıza yarayan transducer çeşitleridir. Çocuk hastalarda, işitme cihazlı veya koklear implantlı hastalarda hava yolu eşiklerinin bulunmasını sağlar. (Temügan ve Ünsal, 2015)

- **Kemik Vibratör:** Patolojinin bulunduğu yeri saptamakta kemik yolu işitme eşiklerinin bulunması önemlidir. Bu sayede hava yolu ve kemik yolu işitme eşikleri karşılaştırılır. Kemik yolu işitme eşiklerinin saptanmasında kemik vibratörler

⁸ Kaynak: Kaynak: Küçüköner, Ö. (2019) Odyolojide laboratuvar uygulamaları [Powerpoint sunusu] <https://avys.omu.edu.tr> adresinden edinilmiştir. 14.05.24 tarihinde erişildi.

⁹ Kaynak: Kaynak: Küçüköner, Ö. (2019) Odyolojide laboratuvar uygulamaları [Powerpoint sunusu] <https://avys.omu.edu.tr> adresinden edinilmiştir. 14.05.24 tarihinde erişildi.

¹⁰ Kaynak: Kaynak: Küçüköner, Ö. (2019) Odyolojide laboratuvar uygulamaları [Powerpoint sunusu] <https://avys.omu.edu.tr> adresinden edinilmiştir. 14.05.24 tarihinde erişildi.

kullanılmaktadır. Kemik vibratör kafatası kemiğine, çoğunlukla da mastoid kemiğe yerleştirilir. Test öncesinde kalibrasyonun yapılmasına ve vibratörün deriye temas etmesine dikkat edilmelidir. (Özkan ve Yücel, 2021)



Şekil 11. Kemik Vibratör¹¹

2.3 İşitme Kaybı Sınıflandırması

İşitme kaybı karakteri farklı etmenler çerçevesinde sınıflandırılabilir. Kaybın etiyojisi, meydana geldiği zaman, konuşmanın kazanılma durumu, patolojinin yerleştiği bölge ve kaybın derecesi işitmenin sınıflandırılmasında kullanılan etmenlerdir. (Kurtaran ve Altuntaş, 2015)

2.3.1 Etiyojilerine Göre Sınıflandırma

Genetik faktörler, çevresel faktörler ya da her ikisinin sebep olduğu hem genetik hem de çevresel faktörler işitme kaybının nedenleri olabilir. Genetik faktörlerin sebep olduğu işitme kayıpları ise sendromik ve sendromik olmayan (non-sendromik) alt başlıklarına

¹¹ Kaynak: Küçüköner, Ö. (2019) Odyolojide laboratuvar uygulamaları [Powerpoint sunusu] <https://avys.omu.edu.tr> adresinden edinilmiştir.14.05.24 tarihinde erişildi.

ayrılır. İşitme kaybının etiyolojisinin bilinmesi, erken tanı ve müdahale şansını arttıracığından önemlidir. (Kaya, 2023; Gündüz, Üçtepe ve Gündüz, 2015)

2.3.2. Kaybın Meydana Geldiği Zamana Göre Sınıflandırma

Kayıp doğuştan (konjenital) olabildiği gibi sonradan da (akkiz) meydana gelebilir. İşitme kaybı ortaya çıkış zamanına göre prenatal, perinatal ve postnatal olarak sınıflandırılır. İşitme kaybının meydana geldiği ve teşhis edildiği zaman tedaviyi en etkili şekilde yönlendirebilmek açısından çok önemlidir. (Şerbetçioğlu, 2019)

2.3.3. Konuşmanın Kazanılma Durumuna Göre Sınıflandırma

İşitme kaybı meydana geldiği dönem konuşmanın kazanılmasına göre; prelingual, perilingual ve postlingual dönem olarak 3 gruba ayrılır. Dil edinimi olmayan ya da henüz dili öğrenmeye başlamış hastalar prelingual, dili öğrenirken 2-6 yaş grubu arasında işitme kaybı yaşayan hastalar perilingual, 6 yaşından büyük ve dili tamamen öğrenmiş çocuk ya da yetişkin hastalar ise postlingual döneme girer. (Özkan ve Yücel, 2021)

2.3.4. Patolojinin Yerleşim Yerine Göre

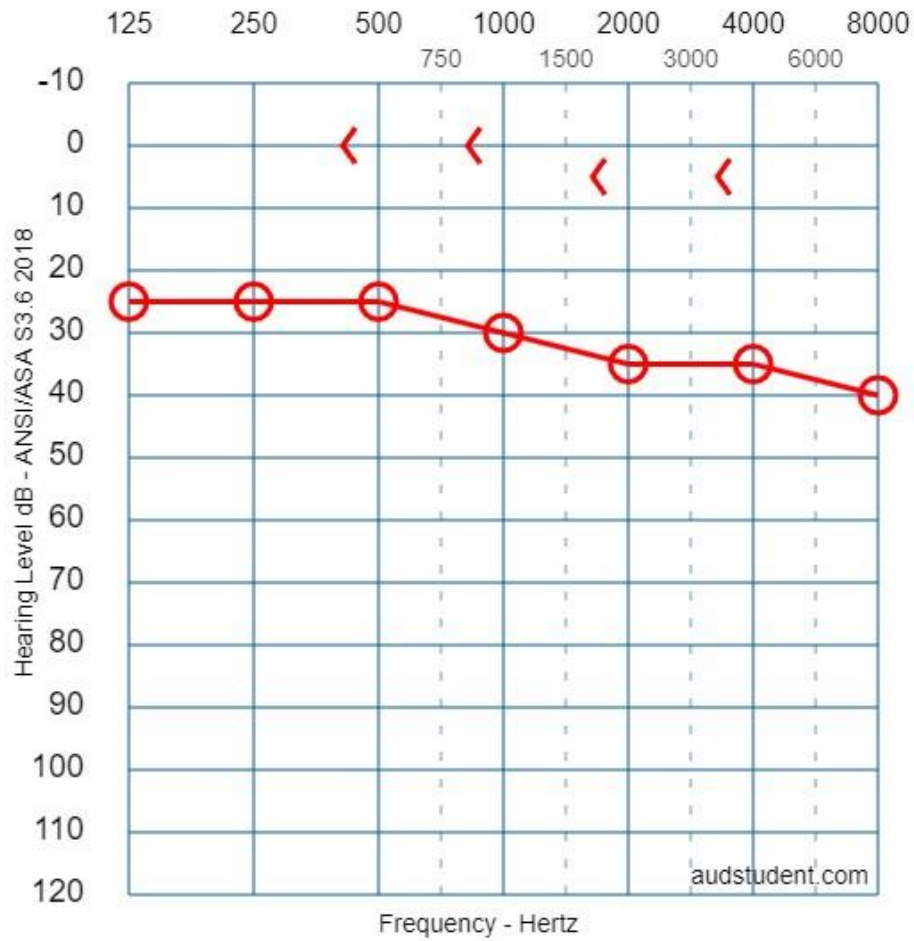
Patolojinin yerleşim yerine göre işitme kayıpları tipleri 5 başlıkta incelenir. (Kurtaran ve Altuntaş, 2015) İşitme kaybı türleri; iletim tipi işitme kaybı, sensörinöral işitme kaybı, mikst tip işitme kaybı, santral tip işitme kaybı ve fonksiyonel işitme kaybı olarak adlandırılmaktadır.

2.3.4.1 İletim Tipi İşitme Kaybı (İTİK)

Dış kulak, kulak zarı ya da orta kulaktan kaynaklanan bir patoloji sesin iletilmesinde azalma yaratarak iletim tipi işitme kaybı olarak kendini göstermektedir. İTİK; kulak atrezisi, dış kulak kanalında bulunan buşon, serümen veya yabancı cisimler, kulak yolu enfeksiyonları, daralmış ya da yapışık kulak yolu, kulak zarı perforasyonu, timpanoskleroz, orta kulak veya

kemikçik anomalileri, otitler, kolestatom, otoskleroz gibi sebeplerle kendini gösterebildiği gibi fiziksel travma sonucunda da oluşabilir. (Şenkal, 2015)

Hasta öyküsü ve kulak muayenesi yapıldıktan sonra işitme testleri ile tanı koyulabilmektedir. İTİK medikal tedaviye ya da cerrahi müdahalelere yanıt vermektedir. Şekil 12’de gösterildiği gibi kemik iletimi değerleri normal ya da normale yakınken hava yolu iletimi eşik değerleri yükselmiş olarak bulunur. (Kurtaran ve Altuntaş, 2015)



Şekil 12. Sağ Kulağa Ait İTİK Odyogramı

2.3.4.2 Sensörinöral İşitme Kaybı (SNİK)

Sensörinöral işitme kayıplarında patoloji kokleadan işitme merkezine kadar olan alanda bulunur. Genellikle medikal tedavi ile tedavi edilemeyen kalıcı kayıplardır. Saf ses odyometrisinde, hava yolu eşikleri ve kemik yolu işitme eşikleri normal değerlerin altındadır. Odyogram görüntüsünde hava ve kemik aralığı bulunmaz. (Birkent, 2012; Dağaşar, 2018)

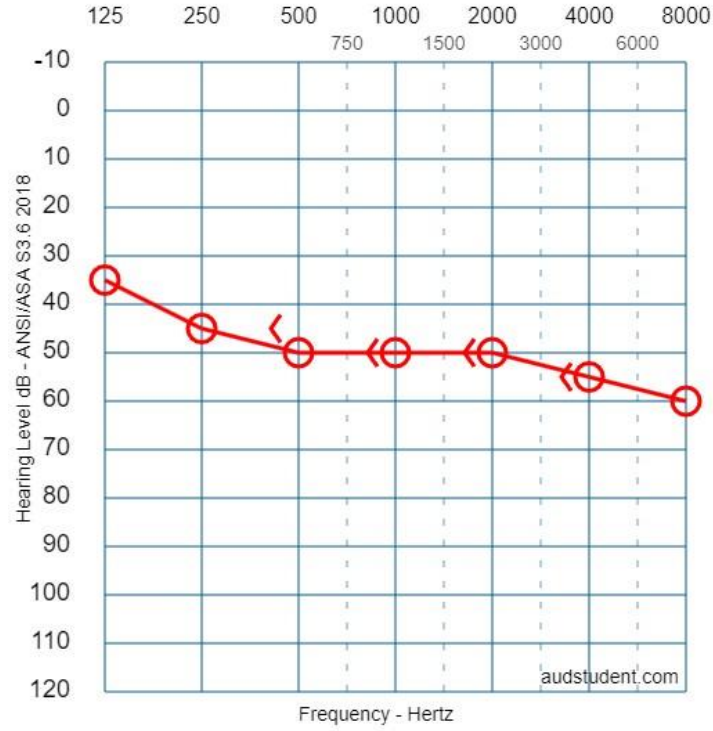
Sensörinöral işitme kaybına; enfeksiyonlar, metabolik bozukluklar, presbiakuzi, ani işitme kayıpları, gürültüye bağlı işitme kayıpları, meniere hastalığı, menenjit, akustik travma, ototoksisite, vasküler hastalıklar, travmalar, tümörler veya genetik faktörler, iç kulak anomalileri sebebiyet verebilir. (Emre 2020; Öztürk 2021)

SNİK sonucunda frekans çözünürlüğü azalır ve dinamik alan daralır. İşitsel dikkatin azalmasıyla birlikte sesleri dinlerken sarf edilmesi gereken çaba artar. Sesin lokalizasyonunu ayırt etmede güçlük çekilir. Koklea ya da koklear sinirin hasarı sebebiyle oluşan işitme kaybının kalıcı olduğu bilinmektedir. (Berat Orhan, 2016; Öztürk, 2021)

2.5.1 Hava Yolu İşitme Cihazları

İşitme kaybı her yaştan bireyi fiziksel, bilişsel, sosyal ve akademik olarak etkiler. Toplumdan soyutlanma, iş gücünü kaybetme gibi sonuçlara varabildiğinde genel yaşam kalitesini de önemli ölçüde etkilemektedir. Medikal ya da cerrahi müdahalelerle iyileşme olasılığı olmayan hastalarda en sık kullanılan amplifikasyon seçeneği işitme cihazlarıdır. (Gündüz ve Yüksel, 2015)

İşitme kaybının özellikleri beraberinde işitme cihazının özelliklerini getirir. Hastanın sahip olduğu işitme kaybının tipi, derecesi, konfigürasyonu ve hastanın tercihinine göre işitme cihazı belirlenir. Şekil 15'te işitme cihazı türleri gösterilmiştir. (Akşit ve diğerleri, 2020; Cerçi ve diğerleri, 2006; Çetinkaya, 2023; Ercan, 2018)

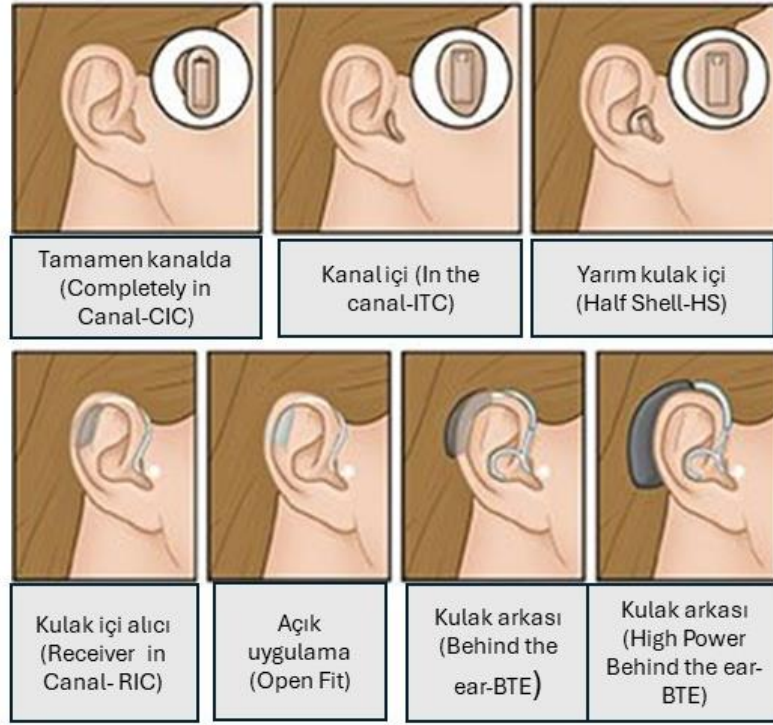


Şekil 13. Sağ Kulağa Ait SNİK odyogramı

İşitme cihazları bireyin işitme seviyesini normal işitme becerilerine getirmeyi amaçlayarak, günlük aktivitelerine devam ederken sesleri alma, kalabalık ve gürültülü ortamlarda anlama, dinleme ve iletişim kurabilme gibi temel ihtiyaçlarını karşılamaya yardımcı olur. Fakat işitme cihazları normal işitme yetilerini geri getirmez. (Kaya, 2023; Sarıçiçek ve Güdücü, 2022)

Gecikmiş tanılanma kaybın olumsuz etkilerini arttıracığından, erken tanı, uygun amplifikasyon cihazı seçimi ve bireyin cihazını erkenden kabulü, ardından rehabilitasyon süreci cihaz memnuniyeti açısından büyük önem arz etmektedir. (Kahveci ve diğerleri, 2011)

İşitme cihazları hafif derecede kayıplardan ileri derecede kayıplara kadar kullanılır. Çok ileri derece kayıplarda da kazanç sağlaması durumunda tercih edilebilir. (Kaya,2023)



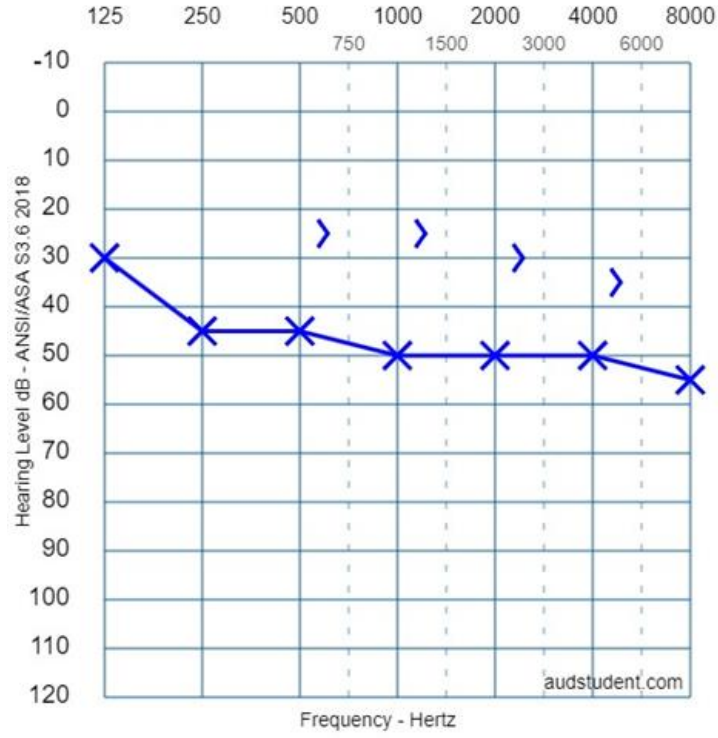
Şekil 14. İşitme Cihazı Türleri¹²

2.3.4.3 Mikst Tip İşitme Kaybı

İletim tipi ve sensörinöral tip kayıpların bir arada bulunduğu durumlarda görülür. Hava yolu ve kemik yolu eşiklerinin normal sınırların altındadır. Bu tip kayıplarda sensörinöral bir patoloji üzerine zamanla bir orta kulak patolojisi yerleşebilir ya da var olan bir orta kulak patolojisi iç kulağı etkileyerek mikst tip kayıplara sebep olabilir. (Eroğlu, 2018)

Şekil 14’te gösterildiği gibi mikst tip kayıplarda da iletim tipi kayıplarında olduğu gibi hava ve kemik değerleri arasında 10 db üzerinde gap bulunur. (Kaya, 2023)

¹² Kaynak: <https://www.drugs.com/cg/how-to-choose-a-hearing-aid.html> (21.05.2024 tarihinde erişildi.)



Şekil 15. Sol Kulağa Ait Mikst Tipi İşitme Kaybı Odyogramı

2.3.4.4 Santral Tip İşitme Kaybı

Santral işitme kaybı, santral sinir sisteminde ve üst merkezlerde yani; işitme siniri, beyin sapı ve beyindeki merkezlerde meydana gelen işlev bozukluklarından kaynaklanır. Bu kayıp türünde periferik işitme sistemi normaldir. Odyogram değerleri normal işitme değerlerine yakındır fakat kulağa gelen ses, üst merkezlerde anlamlandırılmayabilir. Unilateral ve giderek artan SNİK, tinnitus ve dizziness santral tip işitme kaybını düşündüren belirtilerdir. (Gündoğdu, 2015; Kurtaran ve Altuntaş, 2015; Kaya, 2023)

2.3.4.5 Fonksiyonel Tip İşitme Kaybı

Fonksiyonel, organik olmayan veya psikojenik olarak adlandırılan işitme kaybı, bireylerin periferik ya da santral işitme yollarında herhangi bir patoloji görülmemesine rağmen,

hastanın bilinçli ya da bilinçsiz olarak işitme kaybına sahipmiş gibi davranmasıdır. Bu tür kayıplarda kişinin ikincil bir çıkar elde etmesi söz konusu olabilir ve objektif testlerle (OAE, ASSR vb.) tespit edilmesi mümkündür. (Gündoğdu, 2015; Kurtaran ve Altuntaş, 2015)

2.4. İşitme Kaybı Derecelendirmesi

İşitme kaybının derecelendirilmesinde farklı sınıflandırma tabloları kullanılmaktadır. Dünya genelinde yaygın olarak kullanılan tablolardan biri de Goodman (1965) tarafından geliştirilen sınıflandırmadır. Tablo 2’de gösterilmektedir.

Tablo 2. *Goodman İşitme Kaybı Derecelendirmesi (Goodman, 1965)*

Saf Ses Ortalaması	İşitme Kaybı Derecesi
0-25 desibel	İşitme normal sınırlar arasında
26-40 desibel	Hafif derece kayıp
41-55 desibel	Orta derece kayıp
56-70 desibel	Orta ileri derece kayıp
71-90 desibel	İleri derece kayıp
90-üzeri desibel	Çok ileri derece kayıp

İşitme kaybının derecelendirmesi için yetişkin ve çocuklarda farklı skalalar kullanılmaktadır. Tablo 3’te Clark (1981) tarafından geliştirilen çocuklara ait işitme kaybı derecelendirmesi gösterilmektedir.

Tablo 3. *Çocuklarda İşitme Kaybı Derecelendirmesi (Clark, 1981)*

Saf Ses Ortalaması (dB)	İşitme Kaybı Derecesi
-10-15 dB HL	Normal İşitme
16-25 dB HL	Çok hafif derecede işitme kaybı
26-40 dB HL	Hafif derece işitme kaybı
41-55 dB HL	Orta derece işitme kaybı
56-70 dB HL	Orta-İleri derece işitme kaybı
71-90 dB HL	İleri derece işitme kaybı
91 ve üzeri dB HL	Çok ileri derece işitme kaybı

2.4.1 İşitme Kaybı Derecesine Göre Yaşanan Problemler

Farklı kayıp dereceleri ve bunlara bağlı olarak işitme kayıplı bireylerin yaşadığı güçlükler farklılık göstermektedir. (Durgut, 2010; Lieu ve diğerleri, 2020; Gündoğdu, 2015; Şenkal, 2015)

- 0-25 dB arasındaki işitme eşikleri, normal işitme aralığı olarak kabul edilir fakat 16-25 dB derecesine karşılık gelen eşikler yetişkinlerde takip edilmesi gereken normal işitme sınırlarıdır.
- 16-25 dB arasındaki işitme kayıpları, bebeklerde ve çocuklarda çok hafif derecede işitme kaybı anlamına gelmektedir. Bu aralıktaki işitme kayıpları dili öğrenen çocuklarda özellikle dil edinimini olumsuz etkilerken artikülasyon bozukluklarına da sebep olabilmektedir.

- 26-40 dB arasındaki saf ses ortalamalarına sahip bireyler, hafif derece işitme kaybına sahiptir. Gürültülü ve uzak mesafede konuşmanın anlaşılabilirliğinde düşüşler meydana gelebilmektedir.
- 41-55 dB arasındaki işitme kayıpları, orta derece kayıplardır. Konuşma sesini anlamak için yüksek şiddette konuşulması gerekmektedir. Erken tanı ve tedavi yöntemleri ile kaybın olumsuz etkilerinin önüne geçilmelidir.
- 56-70 dB aralığındaki işitme kayıpları, orta-ileri derece kayıplardır. Birey yüksek şiddette konuşma seslerini duyar fakat anlama kabiliyeti düşüktür. İşitme cihazı kullanmaktan en çok yarar gören kayıp derecesidir.
- 71-90 dB aralığındaki işitme kayıpları, ileri derece kayıplardır. Yalnızca çok şiddetli sesler duyulur. Uygun amplifikasyon kullanılmasını gerektirir. İşitme kaybı lisan edinmeden meydana gelmiş ise lisan edinimi ve beraberinde konuşma görülmesi beklenmez.
- 91dB ve üzerindeki kayıplar, çok ileri derece işitme kayıplarıdır. İşitme cihazı kullanılması yeterli faydayı sağlayamayabilir. SNİK görülen bireylerde koklear implant adaylığı sorgulanır.

Çocuklarda görülmesi durumunda lisan edinimini, konuşmayı ve zihinsel gelişimi olumsuz etkiler. Çocuklarda işitme kaybının takip edilmesi ve uygun tedavi yöntemlerinin uygulanması gerekir.

2.5 İřitme Cihazları

Sesin iletim řeklinde olduđu gibi iřitme cihazlarının da hava ve kemik iletimli olmak üzere iki çeřidi vardır. (Hakansson ve diđerleri, 1985)

2.5.2 Kemik Yolu İřitme Cihazları (KYİC)

İletim tipi iřitme kayıpları patolojinin dıř kulakta ya da orta kulakta bulunduđu durumlarda meydana gelmektedir. Sesin iletimindeki problemden dolayı ses iç kulađa iletilememektedir. Kemik yolu iletim normaldir. (Çetinkaya, 2023)

Dıř kulak, orta kulak ve kemikçik anomalileri, otoskleroz ve kronik otitis media gibi patolojiler iletim tipi kayba sebep olmaktadır. Bu hastalarda öncelikli olarak iřitme, cerrahi operasyonla düzeltilmeye çalışılır. Fakat bazı vakalarda cerrahi müdahale edilememektedir. Bu durumlarda iřitme cihazı kullanılması önerilmektedir. Tedavi imkanları erken dönemde deđerlendirilmelidir. (Özmen ve Basut, 2010; Sakallıođu, 2018)

Hava yolu iřitme cihazlarının kullanılmadıđı bu durumlarda gözlük ya da cep tipi kemik yolu iletim sađlayan iřitme cihazları ve bař bandı gibi ses enerjisini mastoid kemik üzerinden almayı hedefleyen kemik yolu iletim cihazları tercih edilir. (Tanbek, 2020)



Şekil 16. Kemik Yolu İletim İşitme Cihazı/ Gözlük Tipi İşitme Cihazı¹³

2.6 İşitme İmplantları

2.6.1 Kemiğe İmplantlı İşitme Cihazları (KİİC)

Kemiğe implant edilen işitme cihazları (KİİC), kemik yolu işitme cihazlarına benzer olarak mekanik enerjiyi mastoid kemik üzerinden kafatasına iletir. Bu cihazlar İTİK ve Mikst tip kayıplarda kullanılır. (Dibek, 2023; Bayazıt, 2015)

Konvansiyonel işitme cihazlarından fayda göremeyen ya da tıbbi sebeplerden dolayı cihaz kullanamayan hastalarda ve cerrahi operasyon ile işitmede beklenen iyileşmenin sağlanamadığı durumlarda uygulanır. KİİC, hava yolu ve kemik yolu işitme eşikleri arasındaki farkın arttığı vakalarda tercih edilir. (Dibek, 2023)

¹³ Kaynak: <https://www.cochlea.eu/en/rehabilitation/aides-auditives/aides-auditives-a-conduction-osseuse> (24.05.24 tarihinde erişildi.)



Şekil 17. Kemik Yolu İmplantı¹⁴

2.6.2. Orta Kulak İmplantları (MEI)

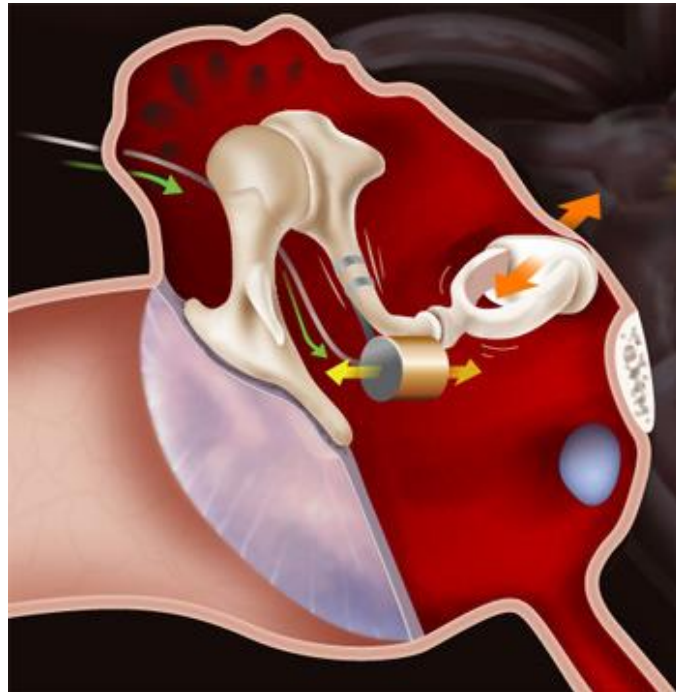
Medikal veya cerrahi yolla işitme kaybının iyileştirilemediği durumlarda en sık tercih edilen amplifikasyon çeşidi işitme cihazıdır. Fakat cihaz kullanmaya uygun olmayan, yeterli fayda göremeyen ya da konvansiyonel işitme cihazı kullanmaktan memnun olmayan hastalarda orta kulak implantları kullanılmaktadır. Orta kulak implantı kullanmaya aday gösterilen hastanın işitme kaybı derecesi önemlidir. Kayıp derecesi koklear implantasyona ihtiyaç duyacak kadar ileri derecede olmamalıdır. Orta ve orta ileri derecede SNİK, İTİK ve Mikst tip kayıplarda kullanılabilirler. (Bayazıt, 2015)

Hastanın implant öncesinde konvansiyonel işitme cihazı kullanmış olması ve yarar görmüyor olması objektif testlerle belirtilmelidir. Ayrıca MEI kullanmaya aday hastalarda işitme kaybının yüksek frekanslara doğru nasıl seyrettiği önemlidir. MEI, konvansiyonel

¹⁴ Kaynak: http://www.dr-li.net/baha_implant.html (06.06.24 tarihinde erişildi.)

iřitme cihazları ile kıyaslandığında, yüksek frekanslardaki yetersiz amplifikasyon probleminin de önüne geçmektedir. (Bayazıt, 2015; Bayazıt, Altın ve Cevizci, 2015)

Konvansiyonel iřitme cihazlarında karşılaşılan feedback sorununu azaltması veya tamamen önlemesi, distorsiyonu engellemesi ve görüntü olarak iřitme cihazlarına nazaran daha çok kabul görmesi orta kulak implantlarının bir diğerk tercih sebepleri arasındadır. (Dalğıç, 2019)



řekil 18. Orta Kulak İmplantı¹⁵

2.6.3 Koklear İmplant

Sensörinöral kayıplar, iřitme bozukluklarında en fazla rastlanan kayıp türüdür. SNİK, doğuştan, ilerleyen yaşla birlikte, gürültülü ortamlara maruz kalarak, iç kulak anomalileri sebebiyle, ototoksik ilaç kullanımı vb. sebepler sonucunda görülebilir. Bu kayıplarda iç ve

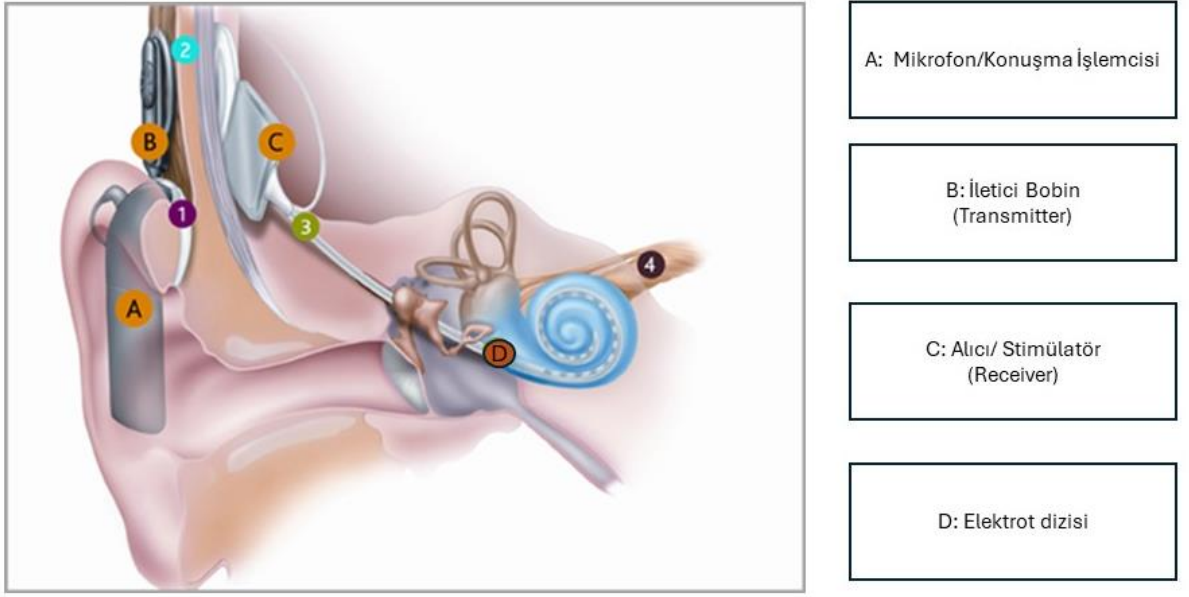
¹⁵ <https://www.cochlea.eu/en/rehabilitation/aides-auditives/aides-auditives-a-conduction-osseuse> (24.05.24 tarihinde erişildi.)

dış tüylü hücreler hasar görür. Bu hücrelerin harabiyeti geri dönülemez kalıcı hasarlara sebep olur. (White ve diğerleri, 2023)

Biyonik kulak olarak da adlandırılan koklear implantlar, iç kulaktaki işitme organının gelişmemesi ya da harabiyete uğraması sonucunda meydana gelen, işitme cihazından fayda göremeyen, ileri ve çok ileri derecedeki kayıplarda kullanılan medikal cihazlardır. (İynen, 2017; Sarıçiçek ve GÜDÜCÜ, 2022) Koklear implant dünya genelinde başarılı sonuçlar veren ve yaygın kullanılan medikal cihazlardır. Kliniklerde rutin olarak uygulanan test dizilerinin yorumlanabilmesi uzmanlara aittir. (Carlson ve diğerleri, 2024)

Koklear implant (CI), iki parçadan oluşur. İlk parça sesleri almaya yarayan ve başa takılan dış parçadır ikinci parça ise cerrahi operasyonla deri altına yerleştirilen iç parçasıdır. İç parça dış parçadan alınan sinyalleri elektrotlara iletilir. (İncesulu, 2015; Sarıçiçek ve GÜDÜCÜ, 2022)

Şekil 19’da iç parça (receiver) ve dış (transmitter) parçalar gösterilmiştir.



Şekil 19. Koklear İmplant Parçaları¹⁶

Koklear implant adayı belirlenirken ve implant uygulanırken; kulak burun boğaz hekimi, cerrah, odyolog, dil konuşma terapisti, psikolog ve eğitimci gibi profesyonelleri içeren bir komitenin görüşleri alınır. Yetişkin ve çocuk hastalar farklı implantasyon kriterlerine göre değerlendirilir. Tüm hastalarda multidisipliner bir yaklaşımla hareket edilir. Hastanın öyküsü alınır. Medikal değerlendirme sonrasında odyolojik değerlendirme yapılır. İmplant adayları için radyolojik ve psikolojik değerlendirme yapılır. (Bayazıt, 2015; İynen, 2017; Zwolan, 2022)

Hasta öyküsü alınması en temel basamaktır. Bireyin işitme kaybı hakkındaki tüm sorular yanıtlanmalıdır. Çocuk ya da yetişkin fark etmeksizin işitme kaybı başlangıç zamanı, işitme cihazı kullanma durumu, kaybın ilerleme durumu ve bunlara ek semptomlar eşlik edip etmediği sorgulanır. Medikal değerlendirme KBB hekimi tarafından yapılır. Tıbbi

¹⁶ Kaynak: <https://www.sgh.com.sg/patient-care/specialties-services/centre-for-hearing-and-ear-implants/pages/cochlear-implants.aspx> , (06.06.24 tarihinde erişildi.)

özgeçmiş ve fizik muayene yapılır. Preoperatif değerlendirmenin bir diğer basamağı odyolojik değerlendirmedir. Bu basamakta objektif ve subjektif testler birlikte yapılmalıdır. İşitme kaybının tipi ve derecesi belirlendikten sonra konuşmayı anlama eşikleri ve konuşmayı ayırt etme skoru da belirlenmelidir. Çocuk hastalarda yaşa göre seçilen saf ses odyometri testi, immitansmetrik inceleme, OAE, ABR ve ASSR testleri değerlendirmeye dahil edilir. (İncesulu, 2015; Kırkım, 2015; Zwolan, 2022; Sennaroğlu ve diğerleri, 2019)

Radyolojik değerlendirme, cerrahi operasyon öncesinde iç kulağı değerlendirmek ve implantasyona kontrendikasyon olup olmadığına karar vermek için yapılır. Manyetik rezonans görüntüleme (MRI), kokleada bulunan membranöz anomalileri ile birlikte işitme sinirinin de görüntülenmesini sağlamaktadır. (Bayazıt, 2015; Deep ve diğerleri, 2019; Koçyiğit ve diğerleri 2018)

Hasta ile yapılan görüşmelerde, adayın implantasyona istekli olması ve cerrahi sonrasında rehabilitasyon sürecinde iş birliğinde bulunması beklenir. Çocuk hastalarda ise ebeveynin ya da bakım verenin rehabilitasyon sürecine destek olması beklenir. (Bayazıt, 2015; İynen, 2017) Erken tanılanan ve implant uygulanan bireylerde, implantasyon sonrasında cihaz kullanımına devam edilmesi ve eğitimle desteklenmesi durumunda, dil kazanımının daha hızlı olduğu ve akademik başarının olumlu etkilendiği söylenebilir. (Kenna, 2004; Özdemir ve diğerleri, 2011)

2.7. Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi, verilerden beslenen, veriler arasındaki ilişkinin ortaya çıkarılmasında ve anlamlı hale getirmesinde kullanılan uygulamalardır. Bu görevleri yerine getirirken, insana benzer bir şekilde, otomatik olarak deneyimlerden öğrenebilen bir yapay zeka uygulamasıdır. Bir başka tanımla bilgisayarın direkt olarak programlama yapmadan

‘öğrenme’ görevini sağlamasını hedefleyen bilim dalıdır. Bu teknoloji sayesinde makineler birçok alanda zorlu görevler için eğitilebilmektedir. (Bi ve diğerleri, 2019; Keleş ve diğerleri, 2020)

Makine öğrenmesi, içinde istatistik, olasılık, optimizasyon tekniklerini barındırır ve veri analizi, veri madenciliği ile ilişkilidir. (Sevli, 2019; Taşçı ve diğerleri, 2019) Günümüzde verilerin çoğalması ve bütününden yeni çıkarımlar yapılması amacıyla makine öğrenmesi kullanılmaktadır. Verilerin büyük hacimli ve karmaşık olması sebebiyle makine öğrenmesinin bunları kısa zamanda yorumlama kapasitesi insanlara nazaran çok daha hızlıdır bu sebeple kullanım alanları çok çeşitlidir. (Gökcalp, 2022; Yılmaz, 2021)

Yapay zeka araçları, özellikle makine öğrenmesi teknikleri tahmin, analiz ve sınıflandırma alanlarında sıkça kullanılmaktadır. Tıp, hukuk, otomotiv, emlak, moda, eğlence, eğitim, bankacılık, borsa, telekomünikasyon, endüstri, pazarlama gibi sektörler makine öğreniminin kullanıldığı bazı sektörlerdir. (Tekerek, 2011)

Makine öğrenmesi, tanımlama ve tahmin etme işlevlerini gerçekleştirir. Sonuçları belirtilmeyen verilerin sonuçları elde edilmeye çalışılırken amaç karar vericiye yardımcı olmak amacıyla var olan veri örüntüsünün tanımlanmasıdır. Bu örüntüleri tanımlarken verilere uygun olarak seçilen haritalara ‘model’ adı verilmektedir. (Albayrak ve Koltan Yılmaz, 2009; Kartal, 2015)

Modellerde; sınıflama, regresyon, kümeleme, birliktelik kuralları, ardışık zamanlı örüntüler işlem ya da işlemleri uygulanabilir. Sınıflama ve regresyon modelleri tanımlanan mevcut veriler yardımıyla sınıfı belirsiz olan verileri sınıflandırmayı amaçlar. Tahmin edici modellerdir. (Yılmaz, 2021)

Kümeleme; denetimsiz öğrenme yöntemi olup, veriler arasındaki benzerlikleri kullanarak gruplandırmayı amaçlar. Birliktelik kuralları; verideki bilgilerin aralarındaki ilişkiden yola

ıkarak hangi durumlarda ortak olarak gerekleřtiđini bulmayı amalar. Ardışık zamanlı rntler; aralarında iliřki olan ve birbirini takip eden verileri tanımlamayı amalar. (Cořlu, 2013; Sezer, 2008)

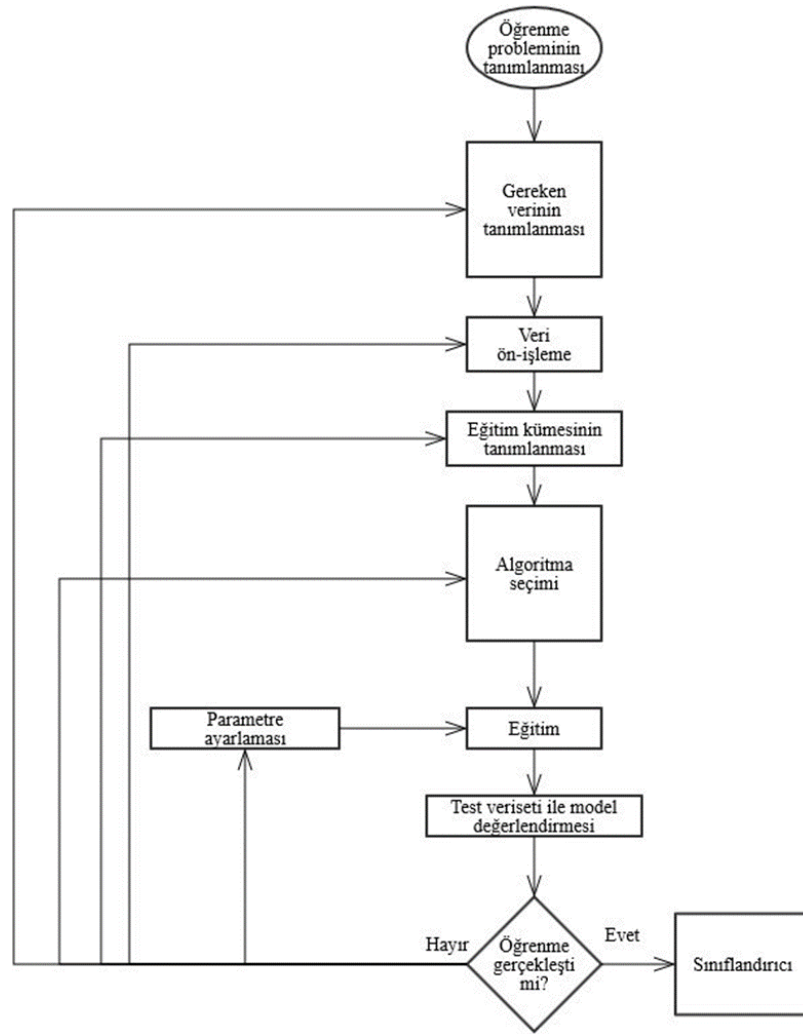
2.7.1. Makine đrenmesi đrenme Trleri

Makine đrenmesiyle model, veri seti ile eđtilir ve sonrasında yeni veriler zerinde đretilen grevi gerekleřtirir. Makine đrenmesinde đrenme trleri; denetimli đrenme, denetimsiz đrenme, yarı denetimli ve takviyeli (pekiřtirmeli) đrenme olarak sınıflandırılır. (Aylak ve diđerleri, 2021)

2.7.1.1 Denetimli đrenme (Supervised Learning)

Giriř veri seti olarak adlandırılan etiketli bir veri setine ihtiya duyar. Girilen veri seti ile oluřturulan model, ıkıř veri setinde hedef deđerlere en yakın ıkıř veri setini oluřturur. (Aylak ve diđerleri, 2021; etinkaya, 2023; Koyuncugil ve zglbař 2010)

Denetimli đrenme trleri; (Atalay ve elik, 2017; Koyuncugil ve zglbař, 2010) karar ađaları, yapay sinir ađları, regresyon modelleri, en yakın k komřuluk, k-ortalamalar kmeleme, kural ıkarımı, destek vektr makineleri olarak sınıflandırılabilir. Denetimli đrenme srecinde řekil 20'deki yollar izlenebilir. (Kartal, 2015)



Şekil 20: Denetimli Makine Öğrenmesi Adımları

2.7.1.2 Denetimsiz Öğrenme (*Unsupervised Learning*)

Etiketlenmemiş veri üzerinden, veriyi anlama, tanıma ve keşfetme sonucunda gruplayarak hedef sonuçlara ulaşmayı amaçlamaktadır. Gruplamada benzerlik ve farklılıklar belirtilir. (Aylak ve diğerleri, 2021; Gökalp, 2022; Koyuncugil ve Özgülbaş, 2010)

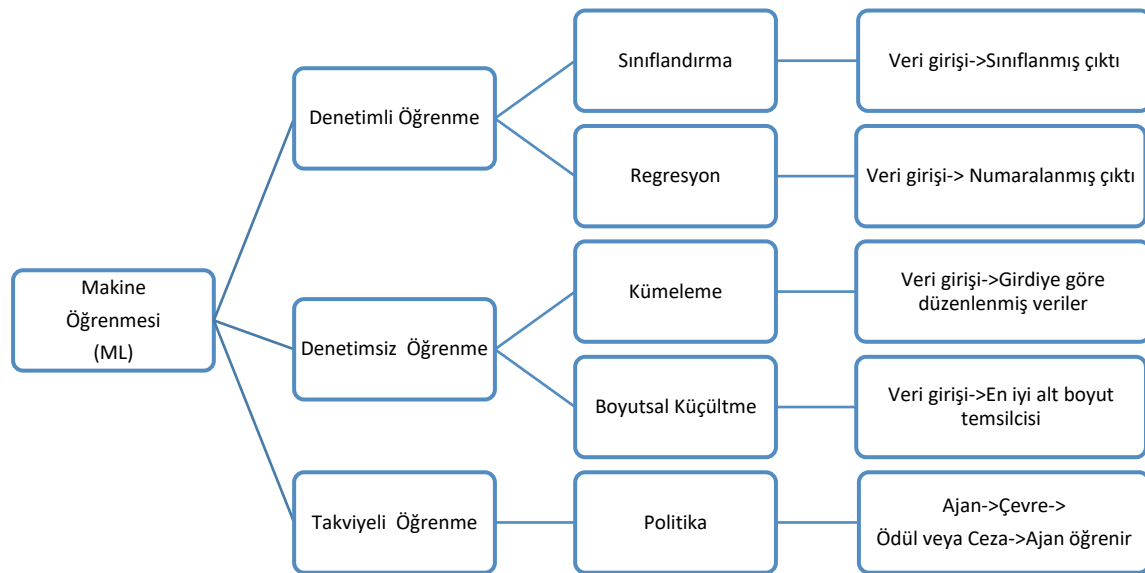
Denetimsiz öğrenme türleri; (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2010)

Aşamalı kümeleme (Hierarchical clustering) ve kendi kendini düzenleyen haritalar (self organized maps) olarak sınıflandırılabilir.

2.7.1.3 Takviyeli Öğrenme (Reinforcement Learning)

Takviyeli (pekiştirmeli) öğrenme yöntemi, denetimli ve denetimsiz öğrenme yöntemine benzer özellikler taşır. Denetimli öğrenmeye benzer olarak sadece giriş bilgileri verilir. Öğrenmenin gerçekleşeceği ortam çevredir. Sistemin içerisinde belirlenen ve çevre ile etkileşime girerek gözlemleyebilen bir ajan, çıkış bilgilerini doğru ya da yanlış olarak ayırarak, doğru kararlar almanın nasıl sağlanacağını öğretir. Ajanın aldığı pozitif ve negatif geri dönüşler ödül olarak adlandırılır. (Evdüzen, 2021; Yılmaz ve diğerleri, 2019)

Şekil 21’de makine öğrenmesi algoritmalarına ait öğrenme türleri hiyerarşisi gösterilmiştir.



Şekil 21. Makine Öğrenmesi Algoritmaları Hiyerarşisi¹⁷

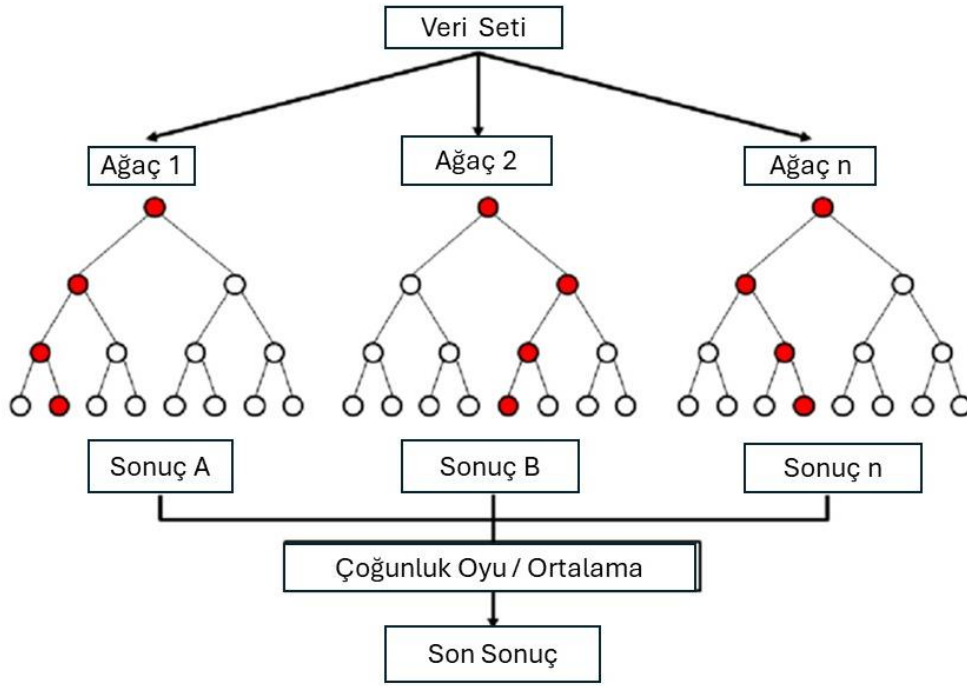
2.7.2. Makine Öğrenmesi Algoritmaları

Bu bölümde tez çalışmasında kullanılan makine öğrenmesi metotları açıklanmıştır.

¹⁷Kaynak: Rashidi HH, Tran NK, Betts EV, Howell LP, Green R. Patolojide Yapay Zeka ve Makine Öğrenimi: Denetlenen Yöntemlerin Mevcut Durumu. Akademik Patoloji. 2019;6. doi: 10.1177/2374289519873088

2.7.2.1 Rastgele Orman Algoritması (Random Forest, RF)

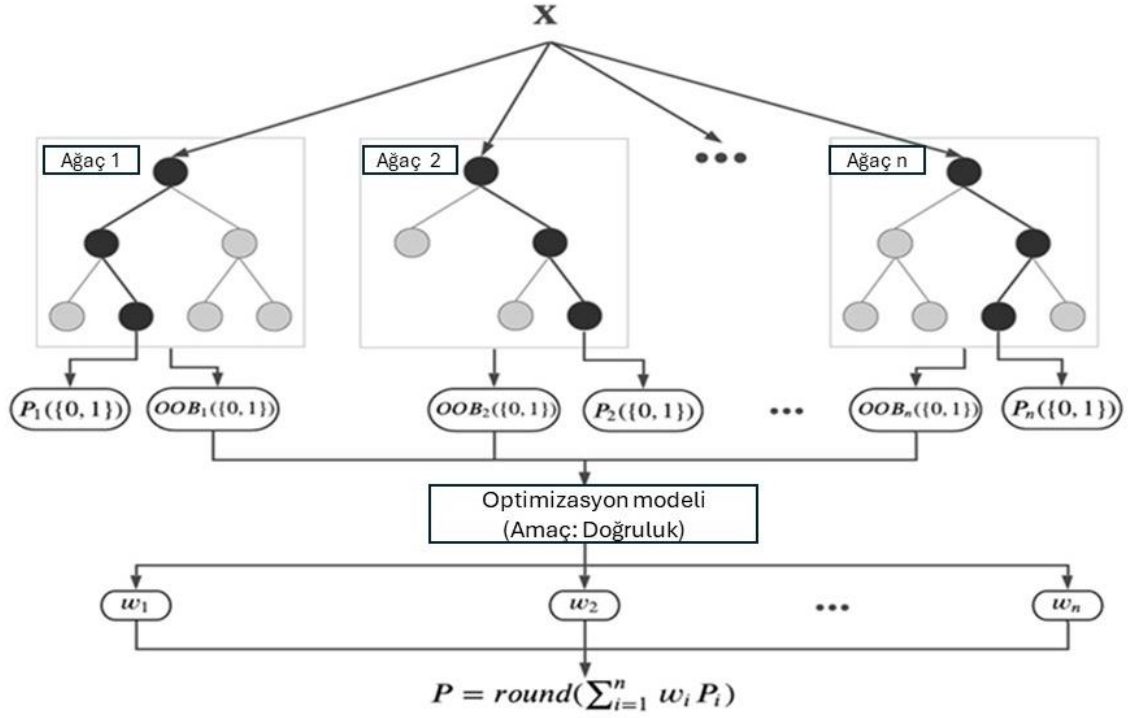
Birden fazla sınıflandırma ağacı oluşturarak sınıflandırmanın doğruluğunu arttırmayı amaçlayan, denetimli öğrenme algoritmasıdır. Büyük verilerle çalışabilmenin yanında eksik veri ile de tahmin oluşturabilme performansından dolayı avantajlıdır. Diğer avantajlarından biri de kategorik ve sürekli veriler gibi farklı değişkenlerin olduğu verilerle de çalışılabilmesidir. Kategorik değişkenler için sınıflama, sürekli değişkenler için regresyon ağaçları oluşturmaktadır. (Başer ve diğerleri, 2021; Nacar ve Erdebilli, 2021) Random forests algoritması, Bagging, Random Subspace ve CART yöntemlerini temel almaktadır. (Akman ve diğerleri, 2011)



Şekil 22. Random Forest Algoritmasında Rastgele Oluşturulan Karar Ağaçlarından Çoğunluk Oyu Kullanılarak Son Tahmine Ulaşılması¹⁸

Veri, öğrenme verisi ve test verisi olarak ayrılmadan bütün olarak ele alınabilir. Model oluşturulurken veri setindeki out of bag (OOB) olarak adlandırılan verideki hatalar tespit edilir. Oluşan ağaçlara hesaplanan OOB değerlerine göre ağırlık verilir. Düşük hata oranına sahip olan ağaç en yüksek ağırlık değerini alırken, hata oranı yüksek olan ağaç düşük ağırlık değerine sahip olur. Ağırlık değerleri modelin sınıf tahminini etkiler ve oylanır. Ağaçların oy işlemi tamamlandıktan sonra farklı ağırlıklardaki bu oylar toplanır. (Akman ve diğerleri, 2011)

¹⁸Kaynak: Ghosh, S. (2024), Sınıflandırma Problemi için Düzenli Rastgele Orman Modelini Ağırlıklı Rastgele Orman Modeli ile Karşılaştırmak, Uluslararası İstatistik ve Uygulamalar Dergisi, Cilt. 14 No. 1, 2024, s. 7-12. doi: 10.5923/j.statistics.20241401.02.



Şekil 23. RF Algoritmasında OOB Değerlerinin Kullanımı¹⁹

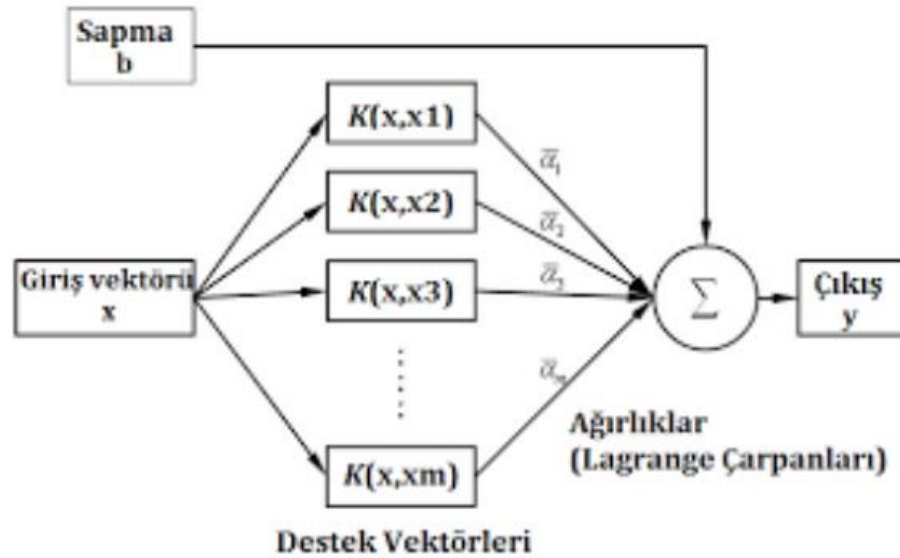
2.7.2.2 Karar Destek Vektörleri (Support Vector Machine-SVM)

Karar destek vektörleri; lineer ve lineer olmayan veri setleri ile regresyon ve sınıflandırma amacıyla kullanılabilen denetimli öğrenme modelidir. Yapısal risk minimizasyonu prensibiyle çalışmaktadır. (Çetinkaya,2023; Kaya ve Yıldız, 2014)

Destek vektör makineleri sınıflandırma yaparken, hata oranını en aza düşürecek sınırı çizerek gruplara ayırır. Giriş ve çıkış olmak üzere iki veri seti bulunur. İki sınıflı giriş verisi, iki sınıflı çıkış verisini oluşturur.

¹⁹ Kaynak: Ghosh, S. (2024), Sınıflandırma Problemi için Düzenli Rastgele Orman Modelini Ağırlıklı Rastgele Orman Modeli ile Karşılaştırmak, Uluslararası İstatistik ve Uygulamalar Dergisi, Cilt. 14 No. 1, 2024, s. 7-12. doi: 10.5923/j.statistics.20241401.02.

Şekil 24'te gösterilen giriş vektörü değerlerinin, iç çarpım değerleri hesaplanır. Çarpım değerleri ağırlık olarak adlandırılan Lagrange çarpanları ile bağımsız olarak kombine edilir ve toplanır. Çıkış değeri elde edilmiş olur. (Ayhan ve Erdoğan, 2014)



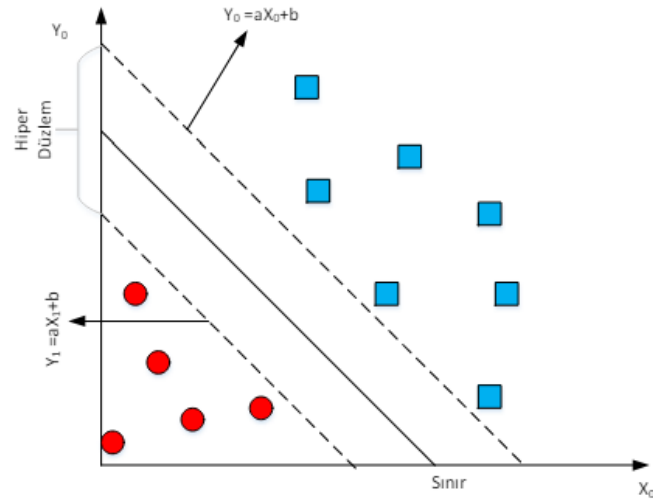
Şekil 24. Karar Destek Vektörleri Ağ Yapısı²⁰

2.7.2.2.1. Lineer Olarak Ayrılabilen Veriler

Şekil 25'te lineer olarak ayrılabilen iki sınıflı bir probleme ait bir sınıflandırma gösterilmiştir. Sınır düzlemlere eşit uzaklıkta ve düzlemlerin arasında bulunan alana hiper düzlem denir. İki sınıfa ait özelliklerin birbirine en uzak olduğu iki doğru sayesinde bir hiper düzlem oluşturulmuştur. Amaç farklı sınıflardaki destek vektörleri arası uzaklığı

²⁰ Kaynak: Ercan, S. (2020). Destek vektör makinesi tabanlı teknik seçmeli ders öneri sistemi: Bilgisayar mühendisliği örneği. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

maksimum tutmaktır. Başka bir deyişle hiper düzlemin en büyük sınırlara sahip olması amaçlanır. (Ayhan ve Erdoğan, 2014; Kocaarslan ve diğerleri, 2017)



Şekil 25. Hiper Düzlem ve Destek Vektörleri²¹

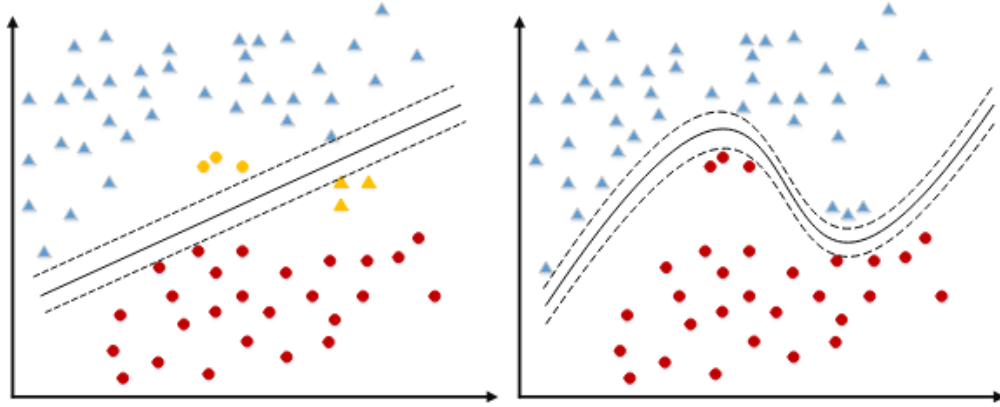
2.7.2.2.2 Lineer Olarak Ayrılamayan Veriler

Daha sık karşılaşılan, lineer olarak ayrılması mümkün olmayan problemlerde, doğrusal fonksiyonlar ve hiper düzlem oluşturabilmek çoğunlukla olası değildir. Bu sebeple sınıflandırma ayırma eğrisi olarak adlandırılan eğri ile mümkündür.

Tanı koymak, hastalıkları sınıflandırmak, sonrasında olası hastalıkları tahmin etmek, gerekli önlemleri almak, kontrol altında ve takipte kalabilmek amacıyla kullanılan bu makine öğrenmesi temelli sınıflandırma algoritmaları, biyomedikal alanda birçok çalışmada kullanılmıştır. (Karakoyun ve Hacıbeyoğlu, 2014; Yangın ve diğerleri, 2021)

Şekil 26' lineer ve lineer olmayan verilere ait sınıflandırma gösterilmektedir.

²¹Kaynak: Metlek, S., Kayaalp, K. (2020). Derin Öğrenme ve Destek Vektör Makineleri ile Görüntüden Cinsiyet Tahmini. Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 8(3), 2208-2228. <https://doi.org/10.29130/dubited.707316>



22

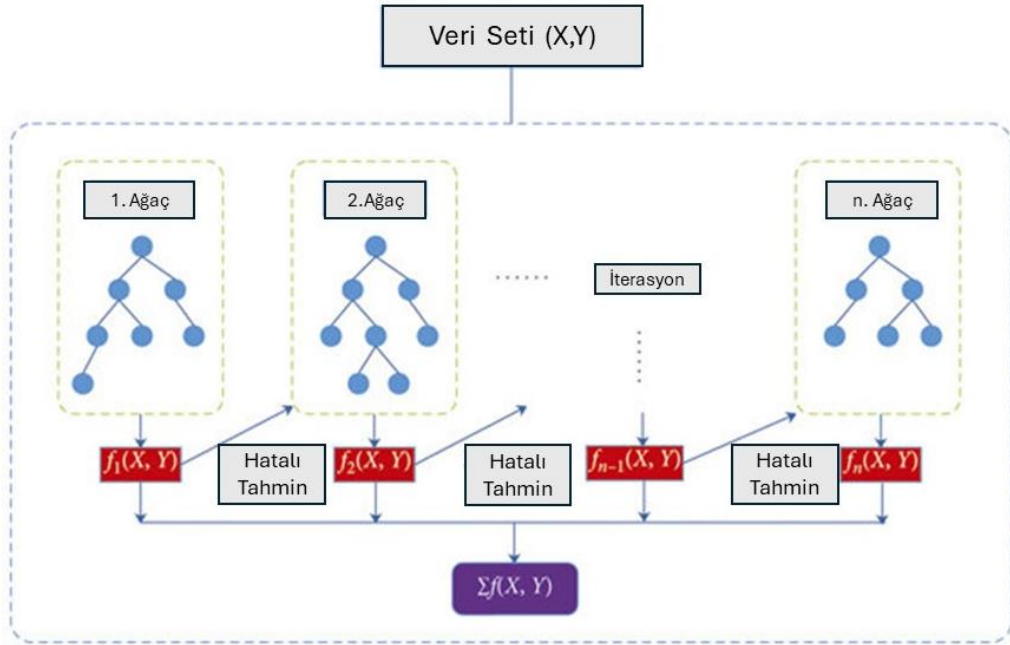
Şekil 26. Lineer ve Lineer Olmayan SVM Sınıflandırılması

2.7.2.3. XGBoost (Ekstrem Gradyan Arttırma)

Günümüzde sıkça kullanılan ve temel olarak ‘Gradient Boosting’ ve ‘Karar Ağaçları’na dayanan, topluluk öğrenmesi algoritmasıdır. Hızlı yorumlama yapabilir. Ayrıca performansı yönüyle de avantajlıdır. (Yangın ve diğerleri, 2021)

Aşırı gradyan arttırma olarak da adlandırılan XGBoost algoritması, sınıflandırma ve regresyon amacıyla kullanılır. Model ağaç yapılarını oluşturur ve sınıfların ağırlıklarını oluşturur. Şekil 27’de XGBoost algoritması yapısı gösterilmektedir.

²² Kaynak: Kowsari, K., Jafari Meimandi, K., Heidarysafa, M., Mendu, S., Barnes, L., & Brown, D. (2019). Text classification algorithms: A survey. *Information*, 10(4), 150.



23

Şekil 27. XGBoost Algoritmasının Yapısı

2.7.2.4. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network)

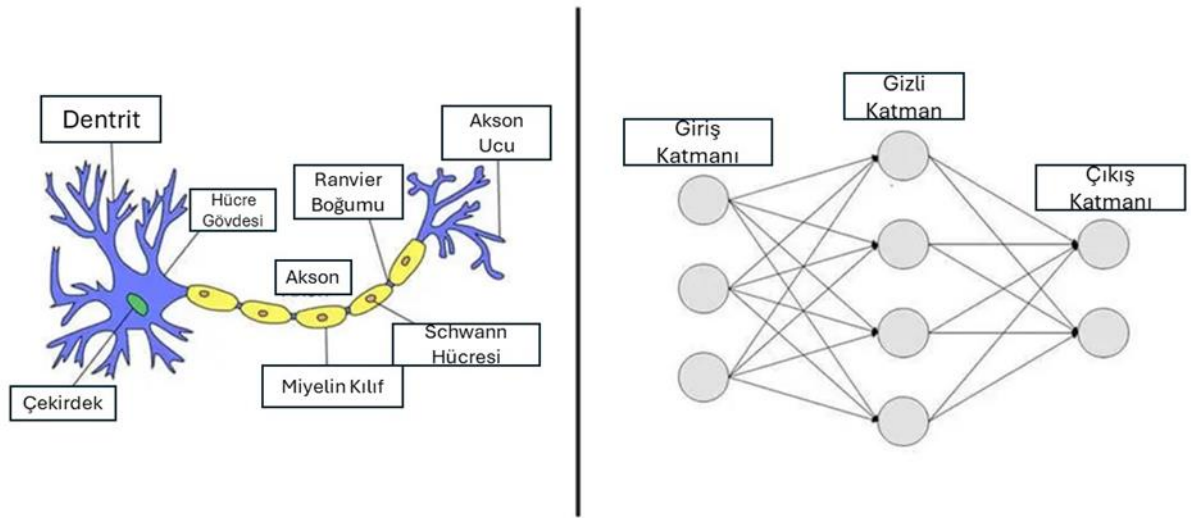
Yapay sinir ağları (YSA), insan tarafından yapılan örnekleri kullanarak, insan beyninin öğrenme yolunu taklit eder. Yeni olaylara nasıl tepkiler vereceğini; öğrenme, hatırlama, genelleme yapma yolu ile yeni veriler üretebilme gibi temel işlevleri gerçekleştirir. (Şahin ve Öztürk, 2018)

Biyolojik sinir ağları gibi, yapay sinir ağlarının da yapay sinir hücrelerine sahip olduğu söylenebilir. Yapay sinir hücrelerinin beş temel elemanı vardır. Bunlar; girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktılardır. Yapay sinir ağları da yapay sinir hücrelerinin katmanlar halinde bağlanmasıyla oluşan veri tabanlı sistemlerdir ve öğrenme

²³ Kaynak: Han, Y., Wu, J., Zhai, B., Pan, Y., Huang, G., Wu, L., Zeng, W. (2019). Coupling a Bat Algorithm with XGBoost to Estimate Reference Evapotranspiration in the Arid and Semiarid Regions of China. *Advances in Meteorology*. 1-16. 10.1155/2019/9575782.

karar verme gibi yetenekleri basitleştirilmiş modeller ile karmaşık modellerin çözülmesinde kullanılmaktadır. Yapay sinir hücreleri, biyolojik bir sinir hücresi gibi diğer hücrelerden aldıkları sinyalleri toplayıp belli bir eşiği geçtiği anda kendi sinyalini başka bir sinir hücresine aktarır. (Ataseven,2013; Kaya ve Yıldız, 2014)

Şekil 28’de biyolojik bir sinir hücresi görüntüsü ve bundan esinlenerek oluşturulan yapay sinir ağı görüntüsü gösterilmiştir.

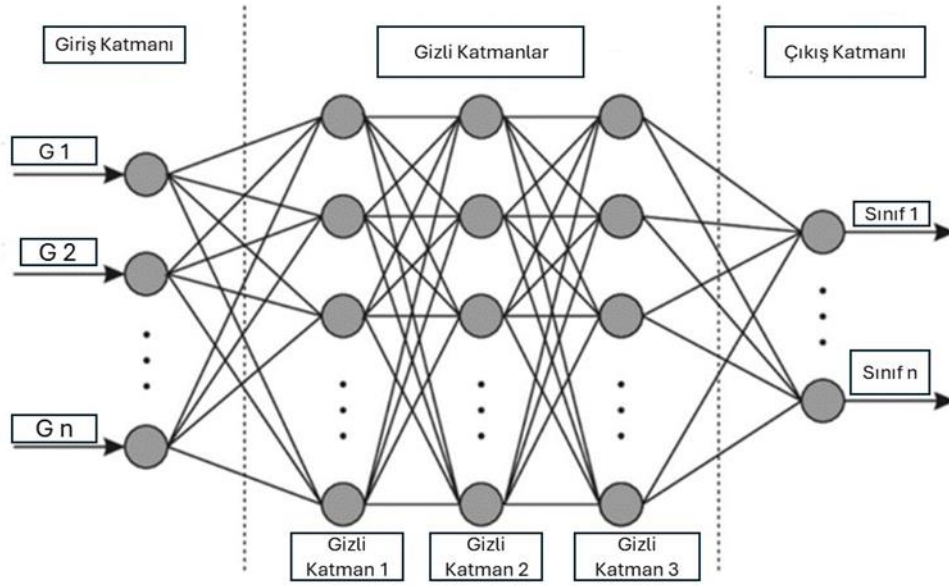


Şekil 28. *Biyolojik Nöron Görüntüsü ve Yapay Sinir Ağı*²⁴

Yapay sinir ağlarında bir veya birden fazla gizli katman bulunabilir. Tek bir gizli katmanın bulunması durumunda ‘sığ (shallow) sinir ağı’, birden çok gizli katmanın bulunması durumunda ‘derin (deep) yapay sinir ağı’ olarak adlandırılır. (Evdüzen, 2021) Şekil 29’da çok katmanlı bir yapay sinir ağı modeline yer verilmiştir.

Katmanların her birinin kendi ağırlığı, eşik değerleri (bias), girdi/çıkış çiftleri vardır. Her katmanın değişken sayıda nöronu bulunabilir. (Türk, 2017)

²⁴ Kaynak: <https://clevertap.com/blog/neural-networks/>. 28.05.24 tarihinde erişildi.



25

Şekil 29. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı Modelleri

Endüstri, finans, sağlık, askeri ve savunma gibi alanlarda yapay sinir ağları kullanılmaktadır. Bu alanlarda yapay sinir ağları, tahmin etme, teşhis koyma, sınıflama, ilişkilendirme, genelleme ve optimize etme konusunda başarılı sonuçlar vermektedir. (Ersoy ve Karal, 2012; Öztemel, 2006; Türk, 2017)

2.7.3. Makine Öğrenmesi Algoritmaları Hiperparametreleri

Model eğitiminden önce belirlenen ve makine öğrenmesi algoritmalarının doğruluk oranını arttırmaya yarayan parametrelere hiperparametreler denir. En verimli tahmin modeli oluşturulurken hiperparametre optimizasyonu işlemi gerçekleştirilir. Uygun parametrelerin

²⁵ Kaynak: Sarker, I. H. (2021). Deep cybersecurity: a comprehensive overview from neural network and deep learning perspective. SN Computer Science, 2(3), 1-16.

bulunması sürecinde optimizasyon algoritmaları ve kütüphaneler kullanılabilir. (Duran ve Bakır 2023; Zengin ve Bozkurt, 2023)

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. YÖNTEM

3.1. Araştırma Problemini Tanımlama

Odyoloji kliniklerinde rutin olarak uygulanan saf ses odyometri testlerinin ve işaretlenen odyogram grafiklerinin test uygulayıcısına bağlı olarak, zaman ve pratik eksikliği nedenleriyle yorumlanması sırasında bazı aksaklıklar oluşabilir ve doğru olmayan yorumlama ihtimalleri ile karşılaşılabilir. Bu nedenle kişiye bağlı süreçlerde oluşabilecek hataları en aza indirebilmek öngörülmektedir.

3.2. Verileri Tanıma

Saf ses odyogram grafiklerinde bireyin saf ses kemik yolu ve saf ses hava yolu işitme eşikleri kullanılmıştır. Saf ses kemik yolu işitme eşikleri 500 Hz, 1000 Hz, 2000 Hz, 4000Hz frekanslarına ait bulguları içerirken, saf ses hava yolu işitme eşikleri 250 Hz, 500 Hz, 1000 Hz, 2000 Hz, 4000 Hz ve 8000 Hz frekanslarına ait bulguları içermektedir. Saf ses ortalamaları ayrı ayrı belirtilmiştir. Ortalama değerlerine ve yaşa bağlı olarak işitme kaybı çok hafif, hafif, orta, orta ileri, ileri ve çok ileri olacak şekilde sınıflandırılmıştır. İşitme kaybı türleri muhtemel tanı başlığı altında iletim, mikst ve sensörinöral olarak sınıflandırılmış olup kayıp tipi ve derecesine bağlı olarak hastaya sunulması gereken tedavi sonuçları tavsiye başlığı altında belirtilmiştir.

Frekanslara ait işitme eşikleri dB cinsinden yazılıp bu değerlere ait hava yolu ve kemik yolu saf ses ortalamaları, işitme kaybına ait muhtemel tanı, işitme kaybı varlığı durumuna göre kayıp derecesi ve bu sonuçlar doğrultusunda bireye sunulması gereken tavsiyeler kullanılmıştır.

3.3. Veri Hazırlama

Veriler meslek uzmanı kişiler tarafından simüle edilerek hazırlanmıştır. 7-65 yaş aralığındaki bireylere ait saf ses odyogram bulguları oluşturulmuştur. 1006'sı yetişkin, 581'i çocuk olmak üzere 1587 bireye ait saf ses odyogram bulgusu simüle edilerek hazırlanmıştır. Veri setine makine öğrenmesi uygulanmadan önce tanımlanan etiketlerdeki yazım yanlışları düzeltildi. Değer alanlarındaki maksimum çıkış değerinde sonuç alınamayan satırlar odyogram grafiklerinde bulunmayan daha yüksek bir değer ile dolduruldu. Nicel değerlere ait sütunlarda, sütundaki tüm değerlerin medyanı alınarak boş olan nicel sütunlar tamamlandı. Çalışmada kullanılan simüle edilmiş odyogram verileri Şekil 30'da gösterilmiştir.

Şekil 30. *Kullanılan odyogram verileri örnekleri*

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	Yas	kemik500	kemik1000	kemik2000	kemik4000	hava250	hava500	hava1000	hava2000	hava4000	hava8000	kemikSSO	havaSSO	kayıpTipi	kayıpDerecesi	tavsiye
2	21	0	0	0	0	0	0	0	5	5	5	0	2,5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
3	38	0	0	0	0	0	0	0	5	5	5	0	2,5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
4	41	0	0	0	0	0	0	0	5	5	5	0	2,5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
5	47	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	NORMAL	NORMAL	NORMAL
6	24	0	0	0	5	0	5	5	10	10	10	1,25	7,5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
7	27	0	0	0	0	5	5	5	5	5	5	0	5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
8	31	0	0	0	0	5	5	5	5	10	10	0	6,25	NORMAL	NORMAL	NORMAL
9	37	0	0	0	5	5	5	5	5	10	10	1,25	6,25	NORMAL	NORMAL	NORMAL
10	46	0	0	0	5	5	5	5	5	5	10	1,25	5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
11	50	0	0	0	0	5	5	5	5	5	5	0	5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
12	51	0	0	0	0	5	5	5	5	10	10	0	6,25	NORMAL	NORMAL	NORMAL
13	52	0	0	0	0	5	5	5	10	10	10	0	7,5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
14	55	0	0	5	5	5	5	10	10	15	15	2,5	10	NORMAL	NORMAL	NORMAL
15	57	0	0	5	5	5	5	10	10	15	15	2,5	10	NORMAL	NORMAL	NORMAL
16	57	0	0	0	0	5	5	5	5	5	5	0	5	NORMAL	NORMAL	NORMAL
17	18	0	0	0	5	5	5	5	5	10	10	1,25	6,25	NORMAL	NORMAL	NORMAL
18	18	5	0	0	0	5	5	5	5	10	10	1,25	6,25	NORMAL	NORMAL	NORMAL
19	21	0	0	5	5	5	5	10	10	15	15	2,5	10	NORMAL	NORMAL	NORMAL
20	32	0	0	0	5	5	5	5	5	5	10	1,25	5	NORMAL	NORMAL	NORMAL

3.4. Modelin kurulması

RF, SVM, XGBoost ve Yapay Sinir Ağları algoritmaları ile tahmin modelleri kurulmuştur.

Çalışmada parametreler varsayılan değerler baz alınarak kullanılmıştır.

3.5. Modelin Eğitilmesi

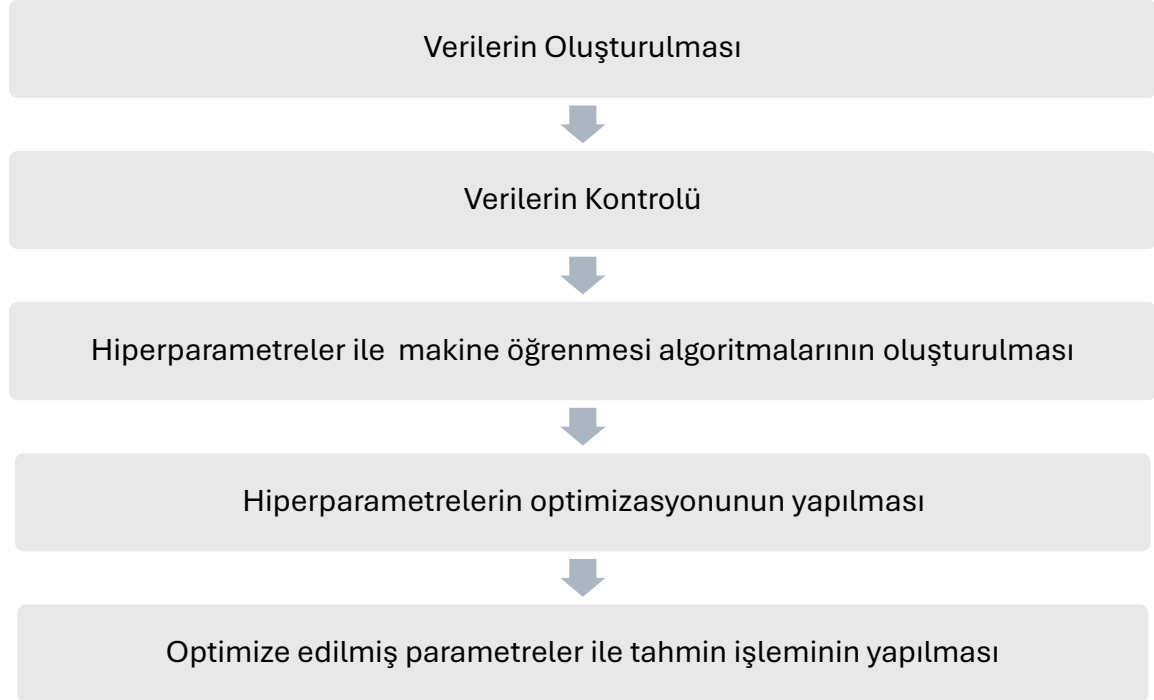
Veri kümesi %80 eğitim ve %20 test verisi olmak üzere iki gruba ayrıldı. Belirlenen hiperparametreler ile Python programlama diline ait Scikit Learn kütüphanesi kullanıldı.

3.6. Modelin Değerlendirilmesi

Veri işleme aşamasında Python programlama diline ait Pandas kütüphanesi kullanılmıştır.

Model performansları değerlendirilirken Karmaşıklık Matrisi kullanıldı. Şekil 30'da çalışma sürecinde verilerin oluşturulmasından tahmin işleminin yapılmasına kadar olan sürecin aşamaları gösterilmiştir.

Şekil 31. *Tahmin Süreci Aşamaları*



3.6.1. Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix)

Sınıflandırmada kullanılan bu matrix model tahminlerinin gerçekte ne ölçüde doğru olduğu hakkında görsel ve sayısal sonuçlar verir. İki gruba ait sınıflandırmalar 2x2, üç gruba ait sınıflandırmalar 3x3 boyutlu olmaktadır. (Taya, 2022; Aşçı, 2021) Tablo 4’te iki sınıflı bir sınıflandırıcıya ait karmaşıklık matrisi oluşumu gösterilmiştir. Şekil 32’de karmaşıklık matrisinden elde edilen metriklerin görselleştirilmesi gösterilmiştir.

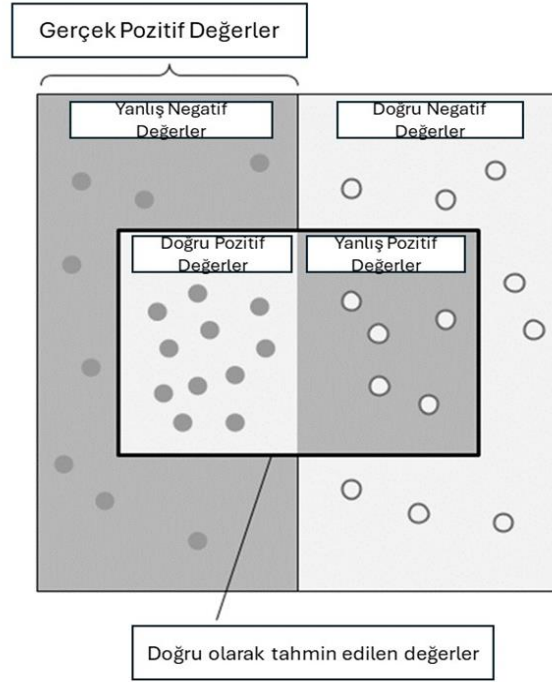
Tablo 4. Karmaşıklık Matrisi Oluşum Tablosu²⁶

Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix)		Gerçek (Actual) Sonuçlar	
		Pozitif (1)	Negatif (0)
Tahminlenen (Predicted) Sonuçlar	Pozitif (1)	TP [1, 1] Gerçek Pozitif	FP [1, 0] Yanlış Pozitif
	Negatif (0)	FN [0, 1] Yanlış Negatif	TN [0, 0] Gerçek Negatif

Tablo 4’te iki gruba ait 2x2’lik, binary matrix oluşum tablosu gösterilmiştir. Gerçek sonuçlar ve tahmin sonuçları karşılaştırılarak gerçek pozitif, yanlış pozitif, yanlış negatif ve gerçek negatif değerlerinin oluşumu çapraz tablo üzerinde verilmiştir. Karmaşıklık matrisini anlamlandırmak için kullanılan TP, FP, TN, FN değerleri Şekil 32’de görselleştirilmiştir.

²⁶ Kaynak: <https://yigitsener.medium.com/>. 06.06.24 tarihinde erişildi.

Şekil 32. Karmaşıklık Matrisinden Elde Edilen Metriklerin Görselleştirilmesi



27

Oluşturulan matris doğru ve yanlış tahminleri temel alırken, 4 önemli değer bulundurur. Bunlar; (Aliyev ve Güneş, 2023; Taya, 2022)

- Gerçek Pozitif (True Positive-TP): Pozitif olan sınıfın doğru tahmin edildiği durumlardır.
- Yanlış Pozitif (False Positive -FP): Negatif olması gereken sınıfın pozitif olarak tahmin edildiği durumlardır.
- Gerçek Negatif (True Negative-TN): Negatif olan sınıfın doğru tahmin edildiği durumlardır.
- Yanlış Negatif (False Negative-FN): Pozitif olması gereken sınıfın negatif olarak tahmin edildiği durumlardır.

²⁷ <https://www.ml-science.com/confusion-matrix> 22.06.24 tarihinde erişildi.

Bu deęerler kullanılarak modelin performansını deęerlendirmeye yarayacak metrikler hesaplanır. Kullanılan metrikler; (Tařçı ve dięerleri, 2022; Aliyev ve Gneř, 2023)

Doęruluk (Accuracy): Doęru sınıflanan tahminlerin, btn tahmin sayısına oranlanmasıdır.

Seicilik (Precision): Doęru sınıflanan pozitif rneklerin, btn pozitif rnek sayısına oranlanmasıdır.

Duyarlılık (Recall – True Positive Rate): Pozitif olarak tahmin edilen rneklerin, gerekte pozitif olan rnek sayısına oranlanmasıdır.

F1 skoru: Seicilik ve duyarlılık deęerlerinin harmonik ortalaması ile elde edilen metriktir.

Kullanılan modellerin performansını deęerlendirmek iin kullanılan metrik deęerlerin hesaplanması Tablo 5’te gsterilmiřtir. (Kurt, 2023)

Tablo 5. Metriklerin Hesaplanması

Doęruluk (Accuracy)	$TP+TN / TP+TN+FP+FN$
Duyarlılık (Recall)	$TP / TP+ FN$
F1 Skoru (F1 Score)	$2TP / (2TP + FP + FN)$
Seicilik (Precision)	$TP/TP+FP$

Tablo 6’da veri setinde kullanılan etiketler gsterilmiřtir.

Tablo 6. Veri Setinde Kullanılan Etiketler

Yaş	7-65 yaş aralığı
Cinsiyet	K/E
KY işitme eşiği 500 Hz	0-70 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
KY işitme eşiği 1000 Hz	0-70 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
KY işitme eşiği 2000 Hz	0-70 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
KY işitme eşiği 4000 Hz	0-70 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
HY işitme eşiği 250 Hz	0-120 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
HY işitme eşiği 250 Hz	0-120 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
HY işitme eşiği 500 Hz	0-120 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
HY işitme eşiği 1000 Hz	0-120 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
HY işitme eşiği 2000 Hz	0-120 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
HY işitme eşiği 4000 Hz	0-120 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
HY işitme eşiği 8000 Hz	0-120 dB aralığı ve maksimum çıkışta yanıt yok
KY SSO	500-4000 Hz aralığındaki kemik yolu eşikleri ortalaması
HY SSO	500-4000 Hz aralığındaki hava yolu eşikleri ortalaması
İşitme kaybı	Normal işitme İletim Tipi İşitme Kaybı Sensörinöral Tip İşitme Kaybı Mikst tip İşitme Kaybı
İşitme kaybı derecesi	Çok Hafif Hafif Orta Orta-İleri İleri Çok ileri
Öneri	Normal işitme eşikleri İşitme cihazı önerisi Koklear implant adaylığının sorgulanması Konsültasyon önerisi

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. BULGULAR

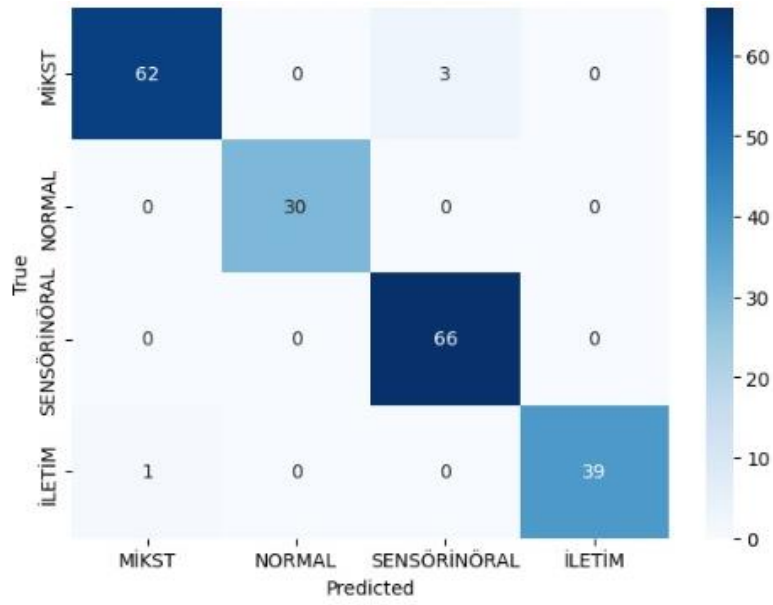
Bu bölümde RF, SVM, XGBoost ve ANN algoritmalarının performans analizi gösterilmiştir.

4.1. RF Algoritmasına Ait Bulgular

Model test grubuna ait 63 Mikst tipi etiketli kayıptan, 62'sini doğru tespit etmiştir. Modelin bu etiketi tespit etme başarısı %98,4'tür. Model Sensörinöral tipi etiketli 69 kayıptan 66'sı doğru olarak tespit etmiştir. Modelin bu etiketi tespit etme başarısı % 95,6'dır. Model normal etiketli 30 muhtemel tanının 30'unu ve İletim tipi etiketli 39 tanının 39'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu iki etiketi tahmin etme başarısı %100'dür. Şekil 33'te RF Algoritmasına Ait Muhtemel Ön Tanı CM Modelime ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Model test grubuna ait hafif derece etiketli 38 verinin 34'ünü doğru tespit etmiştir. Modelin bu etiketi tahmin etme başarısı %89,4'tür. Normal etiket grubuna ait 30 verinin 30'unu doğru tespit etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %100'dür. Model orta derece kayıp grubuna ait 44 etiketli verinin 41'ini doğru tespit etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde başarısı %93,1'dir. Model orta ileri derece grubuna ait etiketli 39 verinin 33'ünü doğru tespit etmiştir. Modelin bu etikete ait

Şekil 30. RF Algoritmasına Ait Muhtemel Ön Tanı CM Modeli



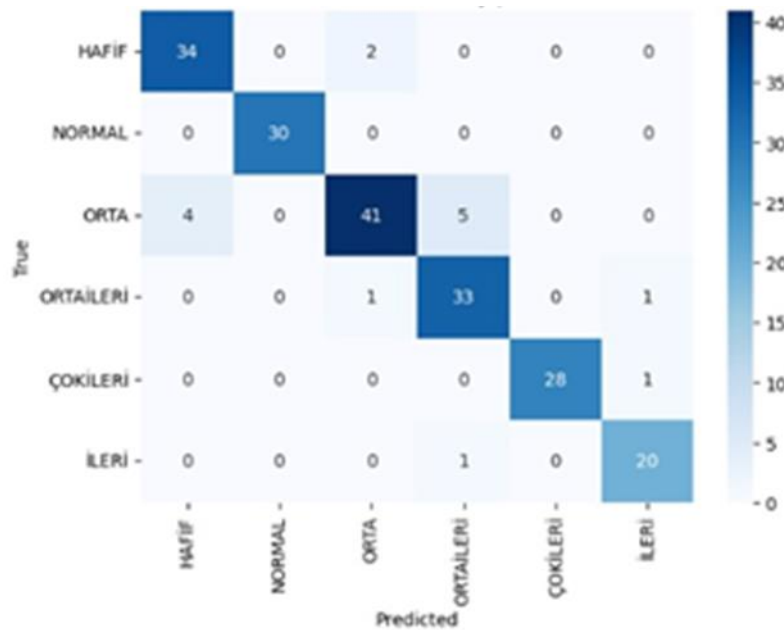
Tablo 7. RF Algoritması Muhtemel Ön Tanıya Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri

Muhtemel Ön Tanılar	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Mikst Tip Kayıp	98,4	95,3
Normal Hasta	100	100
SNİK	95,6	100
İTİK	100	97,5

verilerde başarısı %84,6'dır. Model çok ileri derece grubuna ait etiketli 28 verinin 28'ini doğru tespit etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde başarısı %100'dür. Model ileri derece grubuna ait etiketli 22 verinin 20'sini doğru tespit etmiştir. Modelin bu etikete ait başarısı %90,9'dur. Şekil 33'te RF algoritmasına ait muhtemel ön tanı CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Model; koklear implant kullanmaya aday olabilecek 28 etiketli verinin 28'ini, konsültasyon önerilecek 39 hastaya ait etiketli verilerin 39'unu ve normal değerlere sahip etiketli 30 hasta verisinin 30'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu üç etikete ait verilerde tahmin başarısı %100'dür. Model işitme cihazı kullanımının tavsiye edildiği 104 verinin 102'sini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde başarısı %98'dir. Şekil 34'te RF Algoritmasına ait kayıp derecesi CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

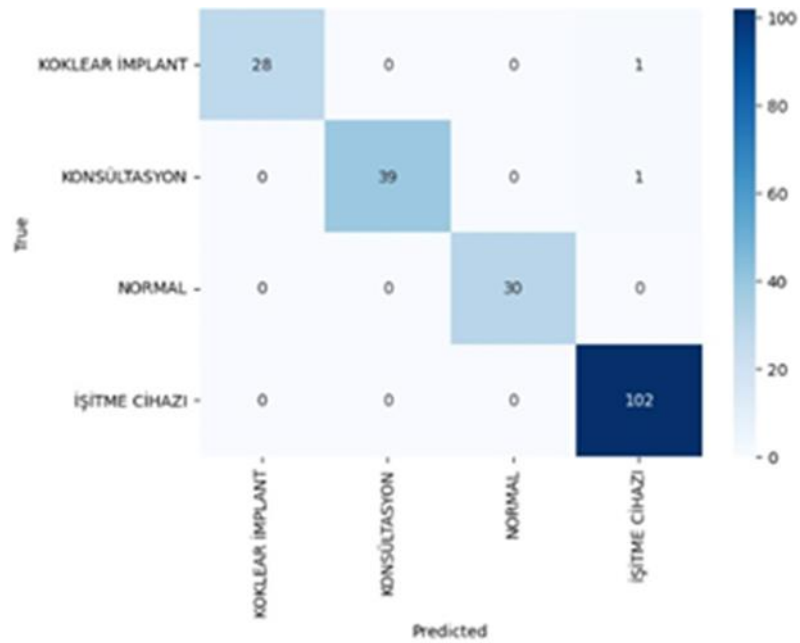
Şekil 34. RF Algoritmasına Ait Kayıp Derecesi CM Modeli



Tablo 8. *RF Algoritması Kayıp Derecesine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri*

Kayıp Derecesi	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Hafif	89,4	94,4
Normal	100	100
Orta	93,1	82
Orta ileri	84,6	94,2
Çok ileri	100	96,5
İleri	90,9	95,5

Şekil 35. *RF Algoritmasına Ait Tavsiye CM Modeli*



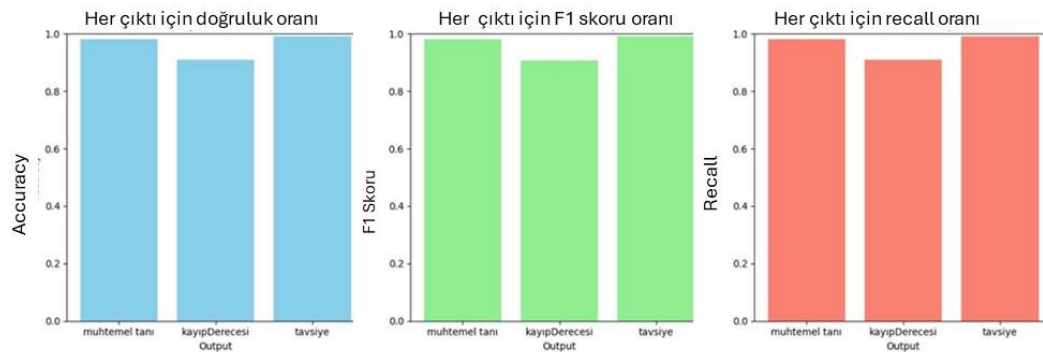
Tablo 9. *RF Algoritması Öneri Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri*

Öneriler	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Koklear İmplant Adaylığının Sorgulanması	100	96,5
Konsültasyon Önerilmesi	100	97,5
Normal Hasta	100	100
İşitme Cihazı Önerilmesi	98	100

Tablo 10. *RF Algoritmasına Ait Bulgular*

RF Çıktı	Doğruluk (Accuracy)	F1 Skoru (F1 Score)	Duyarlılık (Recall)	Seçicilik (Precision)
Muhtemel Tanı	0,980	0,980	0,980	0,980
Kayıp Derecesi	0,910	0,907	0,910	0,927
Tavsiye	0,990	0,990	0,990	0,990

Şekil 31. RF Algoritmasına Ait Bulguların Grafiksel Gösterimi



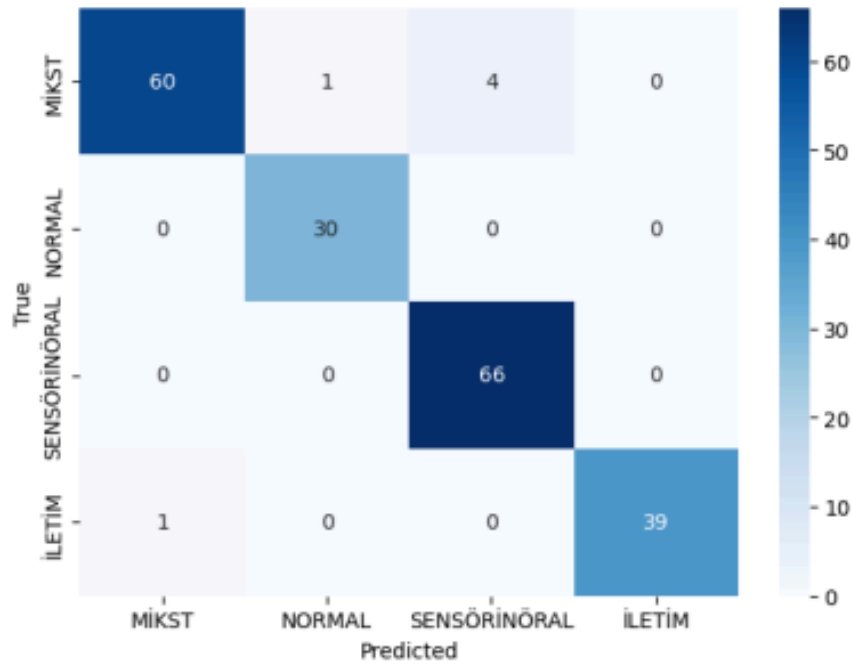
4.2. SVM Algoritmasına Ait Bulgular

Model mikst tipi işitme kaybına ait etiketli 61 verinin 60'ını doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %98,3'tür. Model normal işitme grubuna ait etiketli 31 verinin 30'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %96,7'dir. Model sensörinöral tip işitme kaybı grubuna ait etiketli 70 verinin 66'sını doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %94,2'dir. Model iletim tipi kayıp grubuna ait 39 verinin 39'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %100'dür. Şekil 37'de SVM algoritmasına ait muhtemel tanı CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Model, hafif derece kayıp grubuna ait etiketli 37 verinin 34'ünü doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %91,8'dir. Model orta derecede kayıp grubuna ait etiketli 46 verinin 43'ü doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %93,4'tür. Model orta ileri kayıp grubuna ait etiketli 40 verinin 34'ünü doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %85'tir. Model ileri derece kayıp grubuna ait etiketli 19 verinin 18'ini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %94,7'dir. Normal işitme grubuna ait 30 etiketli verinin 30'unu ve

çok ileri derece kayıp grubuna ait 28 etiketli verinin 28'ini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu iki etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %100'dür.

Şekil 32. SVM Algoritmasına Ait Muhtemel Tanı CM Modeli

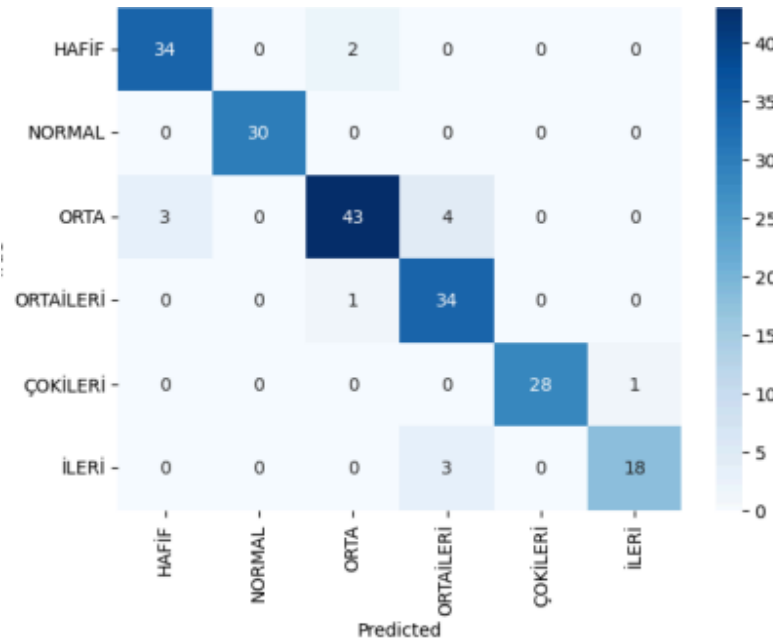


Tablo 11. SVM Algoritması Muhtemel Ön Tanı Tahmin Değerlerine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri

Muhtemel Ön Tanılar	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Mikst Tip Kayıp	98,3	92,3
Normal Hasta	96,7	100
SNİK	94,2	100
İTİK	100	97,5

Şekil 38’de SVM algoritmasına ait kayıp derecesi CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Şekil 33. *SVM Algoritmasına Ait Kayıp Derecesi CM Modeli*

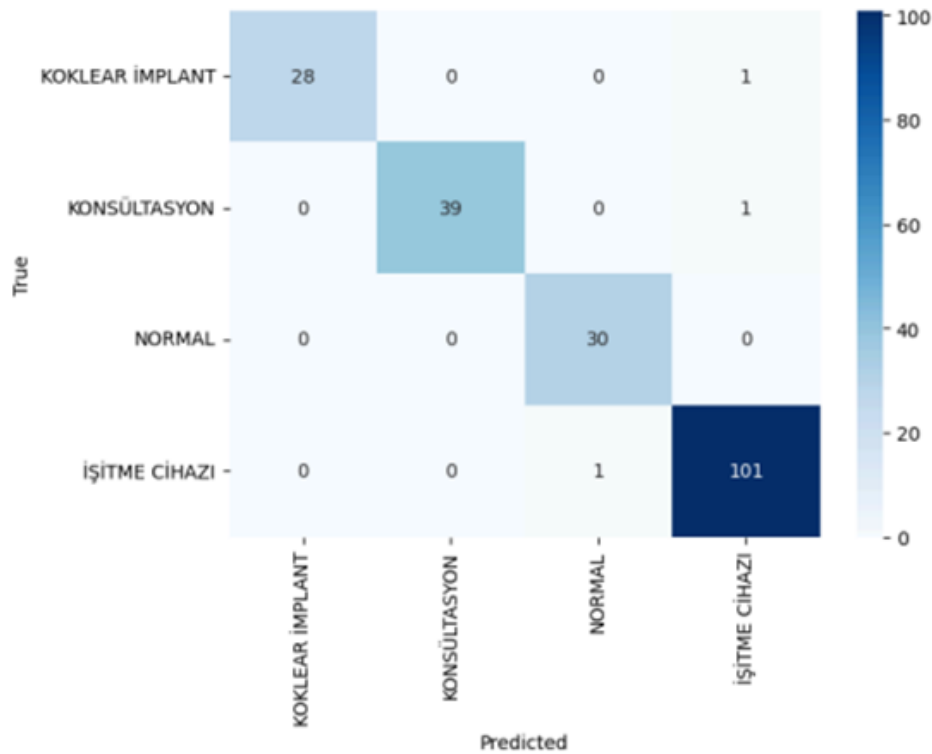


Tablo 12. *SVM Algoritması Kayıp Derecesi Tahminlerine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri*

Kayıp Derecesi	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Hafif	89,4	94,4
Normal	100	100
Orta	93,1	82
Orta ileri	84,6	94,2
Çok ileri	100	96,5
İleri	90,9	95,5

Model; koklear implant kullanmaya aday olabilecek etiketli 28 verinin 28'ini, konsültasyon önerilen 39 hastanın 39'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu iki etikete ait tahmin etme başarısı %100'dür. Model normal işitme sınıfına ait bireylere ait etiketli 31 verinin 30'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %96,7'dir. Model işitme cihazının tavsiye edildiği etiketli 103 verinin 101'ini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %98'dir. Şekil 39'da SVM algoritmasına ait tavsiye CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Şekil 34. SVM Algoritmasına Ait Tavsiye CM Modeli



Tablo 13. *SVM Algoritması Öneri Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri*

Öneriler	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Koklear İmplant Adaylığının Sorgulanması	100	96,5
Konsültasyon Önerisi	100	97,5
Normal Hasta	96,7	100
İşitme Cihazı Önerisi	98	99

Tablo 14. *SVM Algoritmasına Ait Bulgular*

SVM Çıktı	Doğruluk (Accuracy)	F1 Skoru (F1 Score)	Duyarlılık (Recall)	Seçicilik (Precision)
Muhtemel Tanı	0,970	0,969	0,970	0,971
Kayıp Derecesi	0,930	0,930	0,930	0,934
Tavsiye	0,985	0,985	0,985	0,985

Şekil 35. SVM Algoritmasına Ait Bulguların Grafiksel Gösterimi



4.3. XGBoost Algoritmasına Ait Bulgular

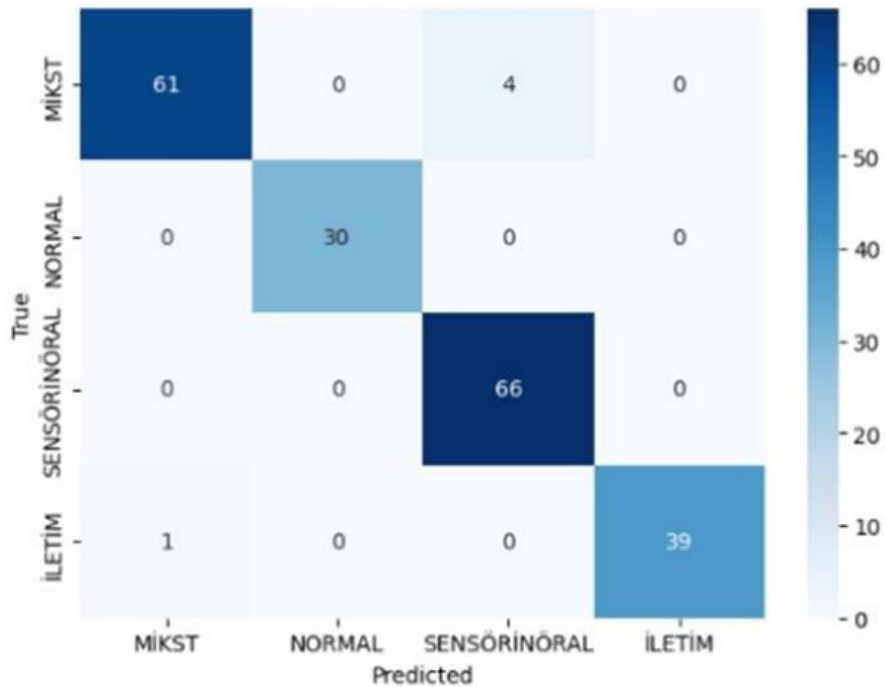
Model, normal işitme tanısına ait 30 verinin 30'unu, iletim tipi kayıp tipine ait 39 verinin 39'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu iki etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %100'dür. Model mikst tipi işitme kaybına ait 62 etiketlenmiş verinin 61'i doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %98,3'tür. Model sensörinöral tip işitme kaybına ait 70 verinin 66'sı doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %94,2'dir. Şekil 41'de XGBoost algoritmalarına ait muhtemel tanı CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Model, hafif kayıp derecesine ait 37 etiketli verinin 33'ünü doğru tahmin etmiştir. Bu etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %89,1'dir. Model, orta derece kayıp etiketine ait 49 verinin 43'ünü doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %87,7'dir. Model, orta ileri derecede kayıp etiketine ait 36 verinin 32'sini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %88,8'dir. Model, ileri derecede kayıp etiketine ait 21 verinin 20'sini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait verilerde tahmin etme başarısı %95,2'dir. Model, normal işitme grubuna ait 30 verinin 30'unu, çok ileri derecede kayıp derecesine ait 28 verinin 28'ini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu iki etikete ait verileri tahmin etme başarısı %100'dür. Şekil 42'de XGBoost

algoritmasına ait kayıp derecesi CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Model, koklear implant kullanmaya aday olabilecek 28 verinin 28'ini, konsültasyon önerilen 39 verinin 38'ini, normal işitme sınıfına ait 30 verinin 30'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu üç etikete ait veriyi tahmin etme başarısı %100'dür. Model işitme cihazı önerilen 104 verinin 102'sini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait verileri tahmin etme başarısı %98'dir. Şekil 43'te XGBoost algoritmasına ait tavsiye CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

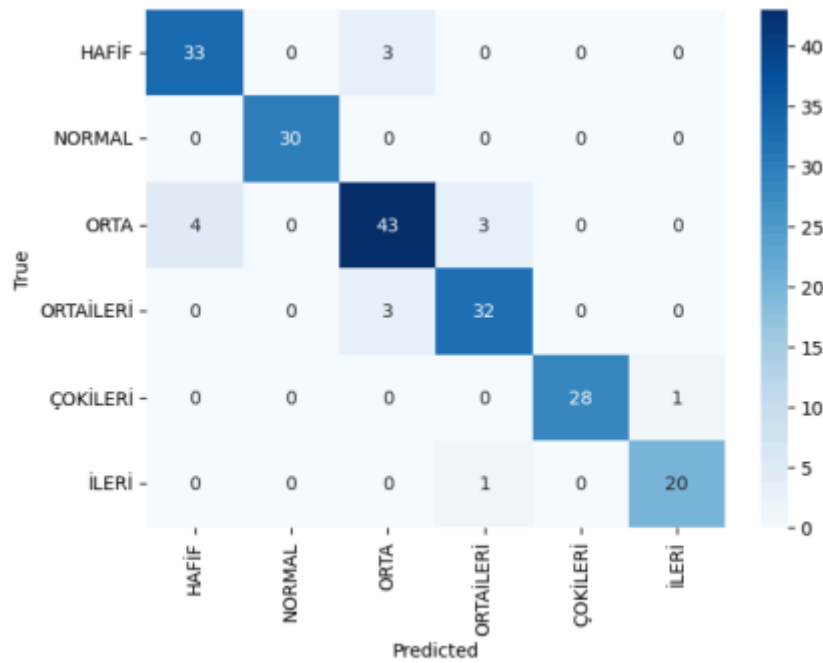
Şekil 36. XGBoost Algoritmalarına Ait Muhtemel Tanı CM Modeli



Tablo 15. *XGBoost Algoritması Muhtemel Ön Tanıya Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri*

Muhtemel Ön Tanılar	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Mikst Tip Kayıp	98,3	93,8
Normal Hasta	100	100
SNİK	94,2	100
İTİK	100	97,5

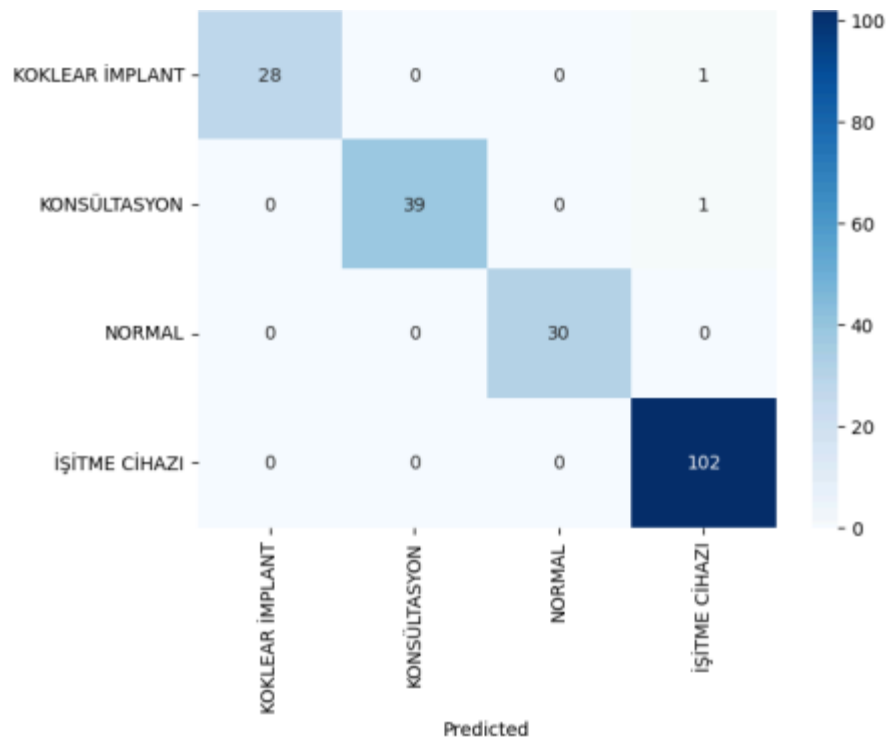
Şekil 42. *XGBoost Algoritmasına Ait Kayıp Derecesi CM Modeli*



Tablo 16. XGBoost Algoritması Kayıp Derecesine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri

Kayıp Derecesi	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Hafif	89,1	91,6
Normal	100	100
Orta	87,7	86
Orta ileri	88,8	91,4
Çok ileri	100	96,5
İleri	95,2	95,2

Şekil 37. XGBoost Algoritmasına Ait Tavsiye CM Modeli



Tablo 17. *XGBoost Algoritması Öneri Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri*

Öneriler	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Koklear İmplant Adaylığının Sorgulanması	100	96,5
Konsültasyon Önerisi	100	97,5
Normal Hasta	100	100
İşitme Cihazı Önerisi	98	100

Tablo 18. *XGBoost Algoritmasına Ait Bulgular*

XGBoost Çıktı	Doğruluk (Accuracy)	F1 Skoru (F1 Score)	Duyarlılık (Recall)	Seçicilik (Precision)
Muhtemel Tanı	0,975	0,975	0,975	0,976
Kayıp Derecesi	0,925	0,925	0,925	0,925
Tavsiye	0,990	0,990	0,990	0,990

Şekil 38. *XGBoost Algoritmasına Ait Bulguların Grafiksel Gösterimi*

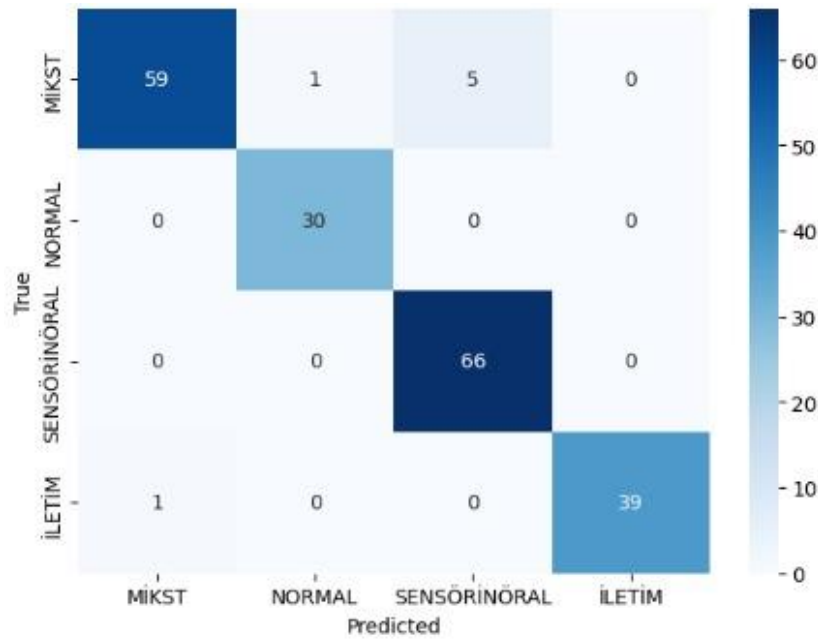


4.4. ANN Modeline Ait Bulgular

Model mikst tipi işitme kaybına ait 60 verinin 59'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %98,3'tür. Normal işitmeye ait 31 verinin 30'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %96,7'dir. Sensörinöral tip işitme kaybına ait 71 verinin 66'sını doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %92,9'dur. İletim tipi işitme kaybına ait 39 verinin 39'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %100'dür. Şekil 45'te ANN modelini ait muhtemel tanı CM modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Model, hafif derece kayıp grubuna ait etiketli 37 verinin 33'ünü doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %89,1'dir. Normal işitme grubuna ait 31 verinin 30'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %96,7'dir. Orta derece işitme kaybı grubuna ait 45 verinin 42'sini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %93,3'tür. Orta ileri derece

Şekil 45. ANN Modeline Ait Muhtemel Tanı CM Modeli



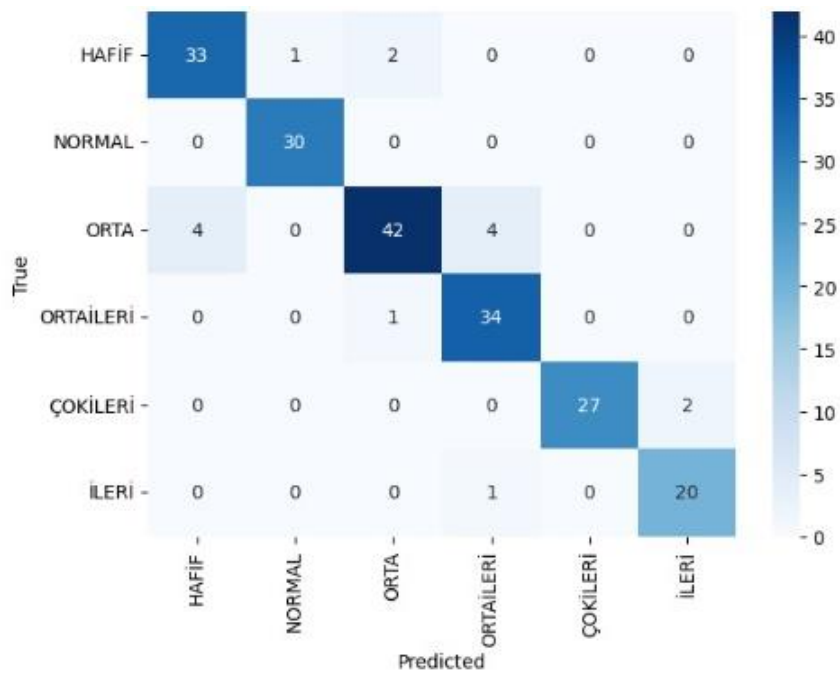
Tablo 19. ANN Algoritması Muhtemel Ön Tanı Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri

Muhtemel Ön Tanılar	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Mikst Tip Kayıp	98,3	90,7
Normal Hasta	96,7	100
SNİK	92,9	100
İTİK	100	97,5

işitme kaybı grubuna ait 39 verinin 34'ünü doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %87,1'dir. Çok ileri derece işitme kaybı grubuna ait 27 verinin 27'sini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %100'dür. İleri derece işitme kaybı grubuna ait 22 verinin 20'sini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu etikete ait tahmin etme başarısı %90,9'dur. Şekil 46'da ANN Modeline Ait Kayıp Derecesi CM Modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

Model, koklear implant tavsiye grubuna ait etiketli 27 verinin 27'sini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu gruba ait tahmin başarısı %100'dür. Konsültasyon grubuna ait 39 verinin 39'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu gruba ait tahmin başarısı %100'dür. Normal işitme grubuna ait 31 verinin 30'unu doğru tahmin etmiştir. Modelin bu gruba ait tahmin başarısı %96,7'dir. İşitme cihazı tavsiye grubuna ait 104 verinin 101'ini doğru tahmin etmiştir. Modelin bu gruba ait tahmin başarısı %97,1'dir. Şekil 46'da ANN Modeline Ait Tavsiye CM Modeline ait sınıf karmaşıklık matrisi gösterilmektedir.

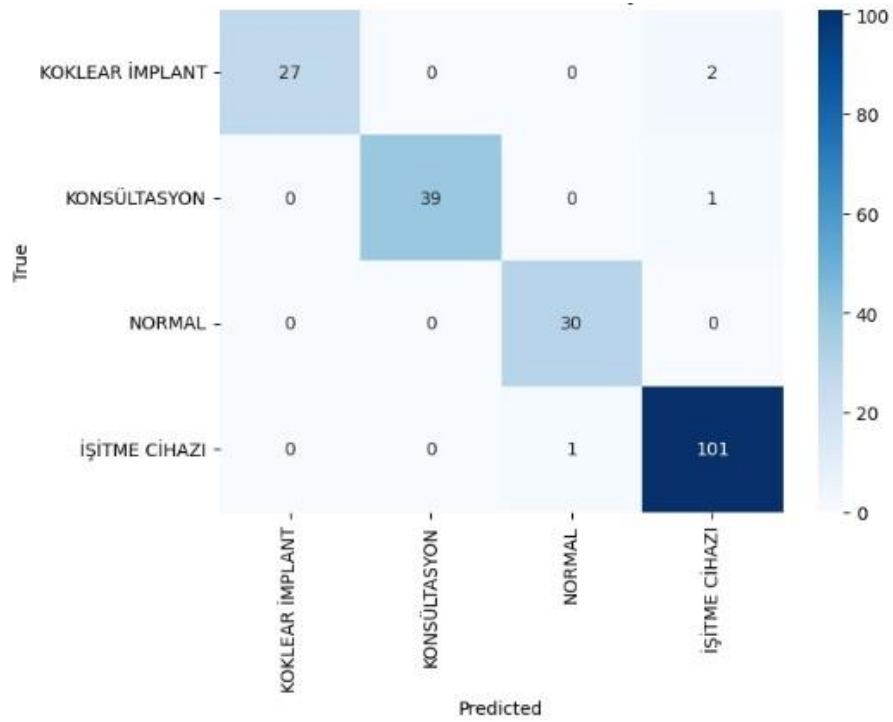
Şekil 39. ANN Modeline Ait Kayıp Derecesi CM Modeli



Tablo 19. ANN Algoritması Kayıp Derecesi Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri

Kayıp Derecesi	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Hafif	89,1	91,6
Normal	96,7	100
Orta	93,3	84
Orta ileri	87,1	97,1
Çok ileri	100	93,1
İleri	90,9	95,2

Şekil 46. ANN Modeline Ait Tavsiye CM Modeli



Tablo 20. ANN Algoritması Öneri Tahminine Ait Duyarlılık ve Seçicilik Değerleri

Öneriler	Duyarlılık (Recall) (%)	Seçicilik (Precision) (%)
Koklear İmplant Adaylığının Sorgulanması	100	96,5
Konsültasyon Önerisi	100	97,5
Normal Hasta	100	100
İşitme Cihazı Önerisi	98	100

Tablo 21. ANN Algoritmasına Ait Bulgular

ANN Çıktı	Doğruluk (Accuracy)	F1 Skoru (F1 Score)	Duyarlılık (Recall)	Seçicilik (Precision)
Muhtemel Tanı	0,965	0,965	0,965	0,970
Kayıp Derecesi	0,925	0,925	0,925	0,930
Tavsiye	0,980	0,980	0,980	0,980

Şekil 40. ANN Algoritmalarına Ait Bulguların Grafıksel Gösterimi



Tablo 23’te, kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarına ait muhtemel tanı bulgularının doğruluk oranları gösterilmiştir. Tablo 24’te kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarına ait kayıp derecesi bulgularının doğruluk oranları gösterilmiştir.

Tablo 22. Muhtemel Tanıya Ait Bulguların Doğruluk Oranları

Algoritmalar	Muhtemel Tanıya Ait Bulguların Doğruluk Oranları
RF	0,980
SVM	0,970
XGBoost	0,975
ANN	0,965

Tablo 23. *Kayıp Derecesine Ait Bulguların Doğruluk Oranları*

Algoritmalar	Kayıp Derecesine Ait Bulguların Doğruluk Oranları
RF	0,910
SVM	0,930
XGBoost	0,925
ANN	0,925

Tablo 25’te kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarına ait tavsiye bulgularının doğruluk oranları gösterilmiştir.

Tablo 24. *Tavsiye Kararlarına Ait Bulguların Doğruluk Oranları*

Algoritmalar	Tavsiye Kararlarına Ait Bulguların Doğruluk Oranları
RF	0,990
SVM	0,985
XGBoost	0,990
ANN	0,980

BEŞİNCİ BÖLÜM

5. TARTIŞMA

Literatürde makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak, odyogram bulguları ile işitme kaybının sınıflandırılması amacıyla hazırlanan çalışmalar bulunmaktadır. Ülkemizde Er (2020), tarafından yapılan yüksek lisans tez çalışmasında, yapay zeka destekli odyometri sistemi üzerinde çalışılmıştır. Toplam 247 veriden oluşan 200 eğitim ve 47 test verisi ile yapılan çalışmada yapay sinir ağları kullanılmıştır. İşitme kaybı türü belirlenirken %97 oranında doğruluk oranı elde edilmiştir. Sonuç olarak bu çalışmada işitme kaybı tipine bağlı olarak ön tanıyı ortaya koymak adına etkili sonuçlar elde edilmiştir. Bu tez çalışmasında kullanılan veri seti daha kapsamlıdır ve yapay sinir ağları ile birlikte SVM, XGBoost ve RF gibi makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmıştır. Yapay sinir ağlarına ait tahmin modelinin doğruluk oranı muhtemel tanı için % 96.5, kayıp derecesi için %92.5, öneri tahmini için %98 olarak elde edilmiştir. Er, çalışmasında kayıp türüne ait tahmin modelinde %97 ile daha iyi bir sonuç elde etmiştir. Fakat bu tez çalışmasında RF algoritmasına ait tahmin modeli %98 doğruluk oranına sahiptir.

Dişçi (2021), yüksek lisans tezi çalışmasında işitme kaybı türü ve derecesinin belirlenmesi üzerine iki metot karşılaştırmış ve bir mobil uygulama geliştirilmiştir. Yapay sinir ağları ve koşullu yapılarla oluşturulan döngülerde, işitme kaybı türü ve derecesi tahmininde bulunulmuştur. Koşullu yapılarla oluşturulan algoritmaların yapay sinir ağlarına kıyasla doğru yanıt oranının daha yüksek olduğu belirtilmiştir. Sonuç olarak bilgisayar tabanlı programların işitme kaybı ve türünün belirlenmesinde faydalı olabileceği görülmüştür.

Çetinkaya (2023) doktora tezi çalışmasında, makine öğrenmesi algoritmalarını işitme kayıplı hastalara uygun işitme cihazı seçiminde kullanmıştır. Çalışmada kullanılan veriler 18-60 yaşları arasındaki sensörinöral kayıplı 3196 hasta üzerinden simüle edilerek hazırlanmıştır. Tahmin modelleri arasında XGBoost algoritmasına ait olan model en yüksek doğruluk oranına sahipken, Karar ağacı, rassal orman ve sonrasında yapay sinir ağları modelleri sırasıyla en yüksek doğruluk oranlarına sahip olmuştur. Çalışma sonucunda makine öğrenmesi algoritmalarının işitme cihazı seçimi konusunda etkili rol oynayabileceği görülmüştür. Makine öğrenmesi algoritmalarını arasında XGBoost en yüksek doğruluk oranına sahipken, bu tez çalışmasında RF algoritması en yüksek doğruluk oranına sahip olmuştur.

Ayrıca sağlık alanında yapılan çalışmalarda çocuk ve yetişkin hastalar için ayrı veri setleri kullanılmasının önemine değinilmiştir. Çalışma klinik hastalarının farklı yaş gruplarında olabileceği göz önünde bulundurularak hazırlanmıştır. Ayrıca muhtemel tanı farklılığı göstermesi açısından çeşitli hasta popülasyonuna ait klinikler için kullanıma daha elverişlidir.

Aliabadi, Farhadian ve Darvishi (2015), tarafından hazırlanan çalışmada 210 fabrika işçisinden elde edilen odyometri testi verileri, geçmişteki gürültüye maruziyet durumları ve gürültü dozimetresi ile ölçülen bireylerin maruz kaldığı gürültü verileri kullanılmıştır. Tahmin modeli, MATLAB programlama dili kullanılarak yapay sinir ağları ile oluşturulmuştur. Farklı yapılarıdaki sinir ağları ve regresyon modeline ait tahmin sonuçlarına göre yapay sinir ağlarında doğruluk oranı %88,6 iken, lojistik regresyon doğruluk oranı %88,24 olarak hesaplanmıştır. Çalışma sonucunda yapay sinir ağları ile oluşturulan modellerin regresyon modellerine kıyasla doğruluk değerlerinin daha yüksek olduğu belirtilmiştir. Bu tez çalışmasında yapay sinir ağlarına ait doğruluk oranları muhtemel tanı tahmini için %96.5'tir.

Carlson ve ark. (2024) son dönemde yayınladıkları çalışma ile hastaların rutin odyolojik test bulguları ve demografik verileri ile koklear implant adaylığını sorgulayan bir yapay zeka modeli oluşturmayı amaçlamıştır. AZbio (implantasyon öncesi ve sonrasında konuşma algısını değerlendiren test) (Taitelbaum Swead ve diğerleri, 2022) ve CNC (tek heceli kelimeleri ayırt etme skorları) test bulguları ve ek olarak saf ses ortalamaları kullanılmıştır. 770 kişilik yetişkin bir grup ile çalışılmış ve %87 oranında doğruluk elde edilmiştir. Bu çalışmada ise öneri tahmini sonuçları RF algoritması için %99, SVM algoritması için %98.5, XGBoost algoritması için %99, ANN algoritması için %98'dir.

Anwar ve Oakes 2013'te yayınladıkları çalışmada, işitme cihazı uygunluğuna verilen önemi arttırmak ve dikkat çekmek için hastaya uygun işitme cihazını tahmin etmeyi ve bu sayede odyologlar için yardımcı bir görüş sağlamayı amaçlayan bir makine öğrenmesi modeli üzerinde çalışmışlardır. Naive bayes tekniği ile kulak arkası (BTE) veya kulak içi (ITE) işitme cihazları arasında seçim yapmayı sağlayan bir model kullanılmıştır. Bu çalışmada 60-78 yaşları arasındaki 23.000'den fazla hastanın odyogram verileri kullanılmıştır.

Hasta verilerinin 1992-2001 yılına ait olması çalışmayı sınırlandırmıştır. Çalışmayı sınırlandıran bir diğer konu ise işitme cihazlarının kullanıcı açısından kabul edilebilirliği ve kullanım rahatlığı olarak belirtilmiştir. Yaş aralığının işitme cihazı kullanan bireylere göre dar bir aralıkta olması çalışmanın bir diğer farklı özelliklerindendir.

Raji ve ark. (2024), işitme engeline sahip öğrencilerin akademik performansını iyileştirmeyi amaçlayan, akademik performans açısından risk faktörü altındaki öğrencileri tahmin etmeyi ve bu risk faktörlerini belirlemeyi hedefleyen çalışma hazırladığı çalışmada sağır ve işitme engelli öğrencilerden oluşan 454 öğrenciye ait öğrenme düzey tespitine yönelik XGBoost, ExtraTrees ve Random Forest yöntemleriyle sınıflayıcı modeller

oluşturmuşlar. XGBoost algoritması ile hazırlanan modelde %92,99 oranında başarılı sonuç alınmıştır. Bu tez çalışmasında XGBoost algoritması muhtemel tanı için %97.5, kayıp derecesi için %92.5 ve öneri tahmini için %99 doğruluk oranına sahip olarak daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Kimberley ve ark. (1994), DPOAE sonuçlarını kullanarak saf ses işitme eşikleri tahmini yapan bir çalışma üzerinde çalışmıştır. Çalışmada toplam 229 normal işitmeye sahip ve işitme kaybına sahip birey yer almıştır. Verilerin yarısı (115) modelin eğitilmesinde kullanılırken, diğer veriler (114) işitme eşiklerini tahmin etmek üzere kullanılmıştır. Tahmin modelinin doğruluğu normal işitme eşikleri için %80 oranında iken, daha kötü işitme eşikleri için %90 oranındadır. Bu çalışma sonucunda sensörinöral işitme kaybı olan popülasyonlarda, DPOAE ölçümlerinin saf ses işitme eşiklerinin normal ya da işitme kaybına sahip olarak kategorize edilebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Kates (1995), hazırladığı çalışmada, işitme cihazı seçim uygulamalarına bir yenilik getirmeyi amaçlamıştır. İşitme cihazı seçim uygulamalarında kullanılan kazanç formüllerinden NAL-R metodu gibi metotlar yerine yapay sinir ağlarının kullanımını geliştirmek adına çalışma yapmıştır. Çalışmada gerçek odyogram verileri ve simüle edilmiş veriler birlikte kullanılmıştır. Bireylerin her frekansa özgü en iyi yanıtları ve aynı odyogram verilerinden elde edilen NAL-R metodu karşılaştırılmış ve yapay sinir ağları sonuçlarının daha doğru sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Buller ve Lutman (1998), yapay sinir ağlarını kullanarak otoakustik emisyon sonuçlarını sınıflandırmak üzerine bir çalışma hazırlamıştır. Emisyonlar özellikle yenidoğan işitme taramalarında kullanılır hale geldikten sonra, sonuçları sınıflandırma ihtiyacına yönelik bu çalışmaya yer verilmiştir. Çalışmada, otoakustik emisyonların bir çeşidi olan ‘geçici uyarılmış emisyonlar’ (TEOAE) kullanılmıştır. Sinir ağları yenidoğan işitme taramalarına

ait 2190 veri ile çalışılarak hazırlanmıştır. Çalışma sonucunda elde edilen veriler sinir ağlarını TEOAE yorumlamada faydalı olabileceği görülmüştür.

İşitme uzmanının, bireyin işitme cihazından ya da işitmeye yardımcı diğer cihazlardan fayda görebilmesi için bireyin yaşına, kayıp türüne ve derecesine, konuşma testlerine ve gerekli diğer odyolojik test sonucu bulgularına ve kişisel tercih unsurlarına uygun olarak cihaz seçimi yapması gerekir.

Klinikte test uygulayıcısının hasta için vermesi gereken muhtemel tanı ve önerileri hakkında oluşturulan bu çalışmanın ilerleyen süreçte klinikte faydalı olacağı düşünülmektedir. Ülkemizde odyogram test bulguları yorumlanması ve işitme cihazı, koklear implant ve konsültasyon olmak üzere uygun tavsiyelere yer verilmesi açısından çalışma benzersiz bir çalışmadır.

ALTINCI BÖLÜM

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez kapsamında saf ses odyogram bulgularının makine öğrenmesi metotları ile değerlendirilmesi ve bu metotların karşılaştırılması üzerine çalışma yapılmıştır. Saf ses odyogram bulguları sonucunda işitme kaybına ait muhtemel ön tanı, işitme kaybı derecesi ve bunlara bağlı olarak tavsiye kararları elde edilmiştir. Tez çalışmasında 1006'sı yetişkin, 581'i çocuk olmak üzere toplam 1587 bireye ait saf ses işitme testlerine ait odyogram bulguları kullanılmıştır. Veriler meslek uzmanı kişiler tarafından simüle edilerek doldurulmuş ve çalışma için kapsamlı bir veri seti hazırlanmıştır. Hazırlanan veri seti üzerine; Rastgele Orman (Random Forest), Karar Destek Vektörleri (Support Vector Machine), XGBoost (Extreme Boosting Gradient) algoritmaları ve Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network) algoritmaları ile tahmin modelleri oluşturulmuş ve uygulanmıştır.

Muhtemel tanı tahmin sonuçlarının doğruluk oranları karşılaştırıldığında RF algoritması %98 oran ile en başarılı sonucu vermiştir. XGBoost algoritması %97,5 oran ile ikinci sırada yer alırken, SVM algoritması %97 doğruluk oranı ile üçüncü sıradadır. ANN algoritması %96,5 doğruluk oranı ile, muhtemel ön tanı tahmini için kullanılan algoritmalar arasında son sırada yer almıştır.

Kayıp derecesi tahmin sonuçlarının doğruluk oranları karşılaştırıldığında SVM algoritması %93 oran ile en başarılı sonucu vermiştir. XGBoost ve ANN algoritmaları %92,5 oran ile ikinci sırada yer almaktadır. RF algoritması %91 doğruluk oranı ile kayıp derecesi tahmini için kullanılan algoritmalar arasında son sırada yer almıştır.

Tavsiye kararları tahmin sonuçlarının doğruluk oranları karşılaştırıldığında RF ve XGBoost algoritmaları %99 oran ile en başarılı sonucu vermiştir. SVM algoritması %98,5 oran ile ikinci sırada yer almıştır. ANN algoritması %98 ile, tavsiye kararları için kullanılan algoritmalar arasında son sırada yer almıştır.

Çalışma kapsamında saf ses odyogram bulguları üzerinden işitme kaybına ait muhtemel tanının bulunması, kayıp derecesinin belirlenmesi, kayıp tipi ve derecesine bağlı olarak tavsiye sonuçlarının elde edilmesi konusunda çalışılmış ve algoritmalar üzerinden başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bu çalışma odyoloji kliniklerinde kullanılan odyogramların yorumlanmasını kolaylaştırmak, tanı ve tedavi sürecini hızlandırmak adına olumlu sonuçlar vermiştir. Olumlu sonuçlar doğrultusunda çalışmanın ilerleyen süreçte kliniklerde ve diğer sağlık hizmetlerinde kullanılmasını mümkün kılıp, test uygulayıcısına zaman ve pratiklik sağlayacağı düşünülmektedir.

Bu çalışma makine öğrenme algoritmalarını karşılaştırmak adına yapılan çalışmalar konusunda daha kapsamlı bir karşılaştırma çalışması sunmaktadır. İşitme cihazı, implant ya da konsültasyon gibi sonuçları tek bir çalışma başlığı altında toplaması konusunda yapılan çalışmalardan daha kapsamlıdır.

Çalışmada test uygulayıcısına sağlanan faydaların yanı sıra, işitme testlerini ulaşılabilir kılmak, işitme sağlığını ihmal etmemek ve gerekli önerilere ulaşabilmek adına ümit verici sonuçlar elde edilmiştir. Odyoloji bilimine ait geçmişte yapılan ve ileride yapılacak olan çalışmaları destekler nitelikte olumlu sonuçlar elde edildiği söylenebilir.

Öneriler;

Daha sonraki çalışmalarda veri setinin büyüklüğü arttırılarak çalışma sonuçlarının tahmin skorları ile karşılaştırılabilir. Veri setinin arttırılması ile daha yüksek skorlara sahip olması sağlanabilir.

Çalışmada kullanılan veriye uygun olarak en doğru tahminleri bulmak adına farklı modeller kullanılabilir ve çalışmaya eklenebilir.

Hastaların saf ses odyometri testi sonuçları klinikte uygulanan akustik immitansmetri testleri, konuşma odyometrisi, ABR, OAE gibi objektif ve elektrofizyolojik diğer testlerde eklenerek klinik işleyişine daha fazla yardımcı olması sağlanabilir. Bu çalışma ilerleyen dönemde yapılacak olan çalışmaları daha kapsamlı hale getirilmek üzere bir temel oluşturmuştur diyebiliriz.

Çalışmada makine öğrenmesi yöntemleriyle oluşturulan modellerde ilgili yöntemlerin varsayılan değerleri kullanılmıştır. Gelecekte makine öğrenmesi yöntemlerinin en optimum parametre seçimi için gridsearchcv gibi yöntemler kullanılacaktır.

3. REFERANSLAR

1. Akman, M., Genç, Y., & Ankaralı, H. (2011). Random forests yöntemi ve sağlık alanında bir uygulama. *Türkiye Klinikleri Journal of Biostatistics*, 3(1), 36-48.
2. Akşit, A. M., Kaya, M., Ferdal, A., Kösemihal, E. (2020). İşitme cihazı uygulamalarında yöntemsel tercihler. *Türk Odyoloji ve İşitme Araştırmaları Dergisi*, 3(1), 1-7.
3. Albayrak, A.S., Koltan Yılmaz, Ş. (2009). Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları ve İMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama," Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 14(1), 31–52.
4. Alıyev, H., Güneş, P. (2023). Makine öğrenme algoritmalarını kullanan duygu tahminine dayalı müzik öneri sistemi. *Anadolu Bil Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 18(68), 189-234.
5. Aliabadi, M., Farhadian, M., & Darvishi, E. (2015). Prediction of hearing loss among the noise-exposed workers in a steel factory using artificial intelligence approach. *International archives of occupational and environmental health*, 88(6), 779–787. <https://doi.org/10.1007/s00420-014-1004-z>
6. Alınışık Erdoğan, A. (2016). Yaşlılık Döneminde İşitme Kaybı ve İşitme Kaybına Yaklaşımlar. *Turkish Journal of Family Medicine and Primary Care*. 10(1), 25-33.
7. Anwar, M.N., Oakes, M.P., (2013). Decision support system for the selection of an ITE or a BTE hearing aid. *International Journal of Computer Applications*, 76(14), 37–42.
8. Aşçı, E. (2021) Derin öğrenme yöntemi kullanılarak geliştirilen yapay zeka uygulamasıyla çocuklardan alınan panoramik radyografilerde çürük dişlerin tespiti, Uzmanlık Tezi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü
9. Atalay, M., Çelik, E. (2017). Büyük veri analizinde yapay zeka ve makine öğrenmesi uygulamaları, Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 9(22), 155-172. <https://doi.org/10.20875/makusobed.309727>
10. Ataseven, B. (2013). Yapay sinir ağları ile öngörü modellemesi. *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.
11. Ayhan, S., Erdoğan, Ş. (2014). Destek vektör makineleriyle sınıflandırma problemlerinin çözümü için çekirdek fonksiyonu seçimi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 9(1), 175-201.

12. Aylak, B.L., Oral, O., Yazıcı, K. (2021). Yapay Zeka ve Makine Öğrenmesi Tekniklerinin Lojistik Sektöründe Kullanımı. El-Cezerî Fen ve Mühendislik Dergisi 8(1), 74-93.
13. Azar, A. T., Elshazly, H. I., Hassanien, A. E., & Elkorany, A. M. (2014). A random forest classifier for lymph diseases. Computer methods and programs in biomedicine, 113(2), 465-473.
14. Bağlı, B. S. (2015). Hiperbarik Oksijen Tedavisinin İşitme Fonksiyonları Üzerine Etkisi. Uzmanlık tezi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü
15. Başaran, A. (2018). Koklear İmplant Cerrahisinde Reimplantasyon Nedenleri. Tıpta Uzmanlık, Gaziantep Üniversitesi.
16. Bayazıt, Y. (2015). Odyolojide Temel Kavramlar ve Yaklaşımlar. İstanbul: Güneş Tıp Kitabevleri.
17. Bayazıt, Y., Altın, G., & Cevizci, R. (2015). Temel Odyoloji. (E. Belgin, Dü.) Ankara: Güneş Tıp Kitabevleri.
18. Belgin, E. (2004). İşitme fizyolojisi. Çalışma Gürültü ve işitmenin korunması, 7.
19. Belgin, E. (2015). Temel Odyoloji. (E. Belgin, Dü.) Ankara: Güneş Tıp Kitabevleri.
20. Belgin, E., & Şahlı, A. S. (Ed.). (2017). Temel odyoloji. Ankara, TR: Güneş Tıp Kitapevi.
21. Berat Orhan, H. (2016). Tek taraflı ve bilateral sensörinöral işitme kaybı olan yetişkin hastalarda vestibüler fonksiyonların araştırılması. Yüksek Lisans Tezi, Ankara yıldırım beyazıt üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
22. Bi, Q., Goodman, K.E., Kaminsky, J., Lessler, J. (2019). What is machine learning ? A primer for the epidemiologist. American Journal of Epidemiology ,188(12), 2222-2239. <https://doi.org/10.1093/aje/kwz189>
23. Bilgin, C. (2013). Kemiğe implante edilebilir işitme cihazı uygulamalarının klinik ve odyolojik sonuçlarının araştırılması. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
24. Birkent, Ö. F. (2012). Mikst tip işitme kaybılı yetişkinlerde saf ses odyometri eşikleri ile klik ve tonal işitsel beyinsapı cevap odyometri eşiklerinin karşılanması. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
25. Buller, G., & Lutman, M. E. (1998). Automatic classification of transiently evoked otoacoustic emissions using an artificial neural network. British journal of audiology, 32(4), 235–247. <https://doi.org/10.3109/03005364000000071>

26. Carlson, M. L., Carducci, V., Deep, N. L., DeJong, M. D., Poling, G. L., & Brufau, S. R. (2024). AI model for predicting adult cochlear implant candidacy using routine behavioral audiometry. *American journal of otolaryngology*, 45(4), 104337. <https://doi.org/10.1016/j.amjoto.2024.104337>
27. Cerçi, U., Kandoğan, T., Olgun, L., Gültekin, G., Alper, S. (2006). Koklear implantasyonun ses gelişimi üzerine etkisi. *Kulak Burun Boğaz İhtisas Dergisi*. 16(3):112-21. PMID: 16763428.
28. Charih, F. (2019). Machine learning in audiology: Applications and implications. Doctoral dissertation, Carleton University.
29. Charih, F., Bromwich, M., Mark, AE ve diğerleri. (2020) Mobil Odyometri için Veriye Dayalı Odyogram Sınıflandırması. *Scientific Reports* 10, 3962. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-60898-3>
30. Clark, J.G. (1981). Uses and abuses of hearing loss classification. *Asha*, 23, 493–500.
31. Coşlu, E. (2013). Veri madenciliği. *Akademik bilişim*, 23-25.
32. Çetinkaya, Ü.C. (2023). İşitme Kayıplı Hastalar için Makine Öğrenmesi ile İşitme Cihazı Seçim Sisteminin Geliştirilmesi. Doktora Tezi, İstanbul Aydın Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
33. Dağaşar, Y. (2018). Normal işiten sağlıklı yetişkinlerde ve sensörinöral işitme kayıplı hastalarda LS CE Chirp ve click uyaranları ile yapılan işitsel beyin sapı cevaplarının karşılaştırılması. Yüksek Lisans Tezi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
34. Dalğış, A. (2019). Aktif orta kulak implantı kullanan hastalarda cihaz memnuniyetinin değerlendirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
35. Deep, N.L., Dowling, E.M., Jethanamest, D. ve Carlson, M.L (2019). Koklear implantasyon: genel bakış. *Nörolojik Cerrahi Dergisi Bölüm B: Kafatası Tabanı*, 80 (02), 169-177.
36. Dibek, Ç. (2023). İşitme Cihazı Kullanan Yetişkin Hastalarda (40-65 yaş arası) Cihaz Memnuniyetinin APHAB Anketi ile Değerlendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Kapadokya Üniversitesi, Öğretim ve Araştırma Enstitüsü.
37. Dişçi, A.Y. (2021). İşitme kaybı türü ve işitme kaybı derecesi belirlenmesinde iki metot karşılaştırılması: Yapay sinir ağları ve koşullu yapılarla kodlanan mobil uygulama. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Aydın Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.
38. Duran, A., Bakır, H. (2023). Hiperparametreleri Ayarlanmış Makine Öğrenimi Algoritmalarını Kullanarak Android Sistemlerde Kötü Amaçlı Yazılım Tespiti. *Uluslararası Sivas Bilim ve Teknoloji Üniversitesi Dergisi*, 2(1), 1-19.

39. Durgut, M. (2010). Normal işiten ve sensorinöral işitme kayıplı erişkin bireylerde tonal beyinsapı işitsel uyarılmış potansiyelleri ile elde edilen eşiklerin saf ses odyometriyle elde edilen eşiklerle karşılaştırılması. Yüksek Lisans Tezi. Dokuz Eylül Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
40. Emre, İ.E., Taş, C., Erol, Ç. (2021). Psikiyatride Makinenin Öğrenmesi Yöntemlerinin Kullanımı. Psikiyatride Güncel Yaklaşımlar. Haziran 2021;13(2):332-353. doi:10.18863/pgy.779987
41. Emre, S. (2020). Sensörinöral işitme kayıplı hastalarda prestin düzeyinin değerlendirilmesi, Uzmanlık Tezi, Fırat Üniversitesi.
42. Er, B. (2020). Yapay zeka destekli odyometri ölçüm sisteminin tasarımı ve gerçekleştirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Biyomedikal Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Afyon
43. Ercan, S. (2018). İşitme cihazı kalıbında çift ventin hasta memnuniyeti üzerine etkisi Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
44. Ercan, S. (2020). Destek vektör makinesi tabanlı teknik seçmeli ders öneri sistemi: Bilgisayar mühendisliği örneği. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
45. Ersoy, E., Karal, Ö. (2012). Yapay Sinir Ağları ve İnsan Beyni. İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi, 1(2), 188-205.
46. Evdüzen, M. R. (2021). Derin pekiştirmeli öğrenme ile robot kol tork kontrolü. Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
47. Ferguson, M., Maidment, D., Henshaw, H., & Heffernan, E. (2019). Evidence-Based Interventions for Adult Aural Rehabilitation: That Was Then, This Is Now. Seminars in hearing, 40(1), 68–84. <https://doi.org/10.1055/s-0038-1676784>
48. Gençtürk, E., Taşçı, B., Yılmaz, O., Şerbetçioğlu, M. B. (2022). Saf ses odyometride dar bant ve geniş bant gürültünün santral inhibisyon üzerine etkisinin işitme kayıplı bireylerde incelenmesi. KBB-Forum, 21(4), 171-176.
49. Ghosh, S. (2024). Sınıflandırma Problemi için Düzenli Rastgele Orman Modelini Ağırlıklı Rastgele Orman Modeli ile Karşılaştırmak. Uluslararası İstatistik ve Uygulamalar Dergisi, Cilt. 14 No. 1, 2024, s. 7-12. doi: 10.5923/j.statistics.20241401.02.
50. Goodman, A. (1965). Reference zero levels for pure-tone audiometers. Asha, 7, 262-263

51. Gökalp, Ö. M. (2022). Makine öğrenmesi. Gazi Üniversitesi, Gazi Bilişim Enstitüsü, Adli Bilişim Bölümü.
52. Gülşen, G. (2022). İç Kulak Anomalisi Olan Çocuklarda Koklear İmplantasyona Ebeveynlerin Bakış Açısı. Yüksek Lisans Tezi, Kapadokya Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim, Öğretim ve Araştırma Enstitüsü.
53. Gündoğdu, T. (2015). Normal işiten bireylerde kemik yolu işitsel uyarılmış beyin sapı cevaplarının normalizasyonu. Yüksek Lisans Tezi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
54. Gündüz, B., & Yüksel, M. (2015). Odyolojide Temel Kavramlar ve Yaklaşımlar. (M. Gündüz, Dü.) İstanbul: Nobel Tıp Kitabevleri.
55. Gündüz, M., Kaya, M. (2015). Odyolojide Temel Kavramlar. İstanbul: Nobel Tıp Kitabevleri
56. Hakansson, B., Tjellström, A., Rosenhall, U. ve Carlsson, P. (1985). Kemiğe Sabitlenmiş İşitme Cihazı: Temel Tasarım ve Psikoakustik Değerlendirme. *Acta Oto-Laryngologica*, 100 (3–4), 229–239. <https://doi.org/10.3109/00016488509104785>
57. Han, Y., Wu, J., Zhai, B., Pan, Y., Huang, G., Wu, L., Zeng, W. (2019). Coupling a Bat Algorithm with XGBoost to Estimate Reference Evapotranspiration in the Arid and Semiarid Regions of China. *Advances in Meteorology*. 1-16. 10.1155/2019/9575782.
58. İncesulu, A. (2015). Temel Odyoloji. (E. Belgin, Dü.) Ankara: Güneş Tıp Kitabevleri
59. İylen, İ. (2017). Harran Üniversitesi Tıp Fakültesi Kulak Burun Boğaz Hastalıkları Kliniğinde koklear implant uygulanan hastaların retrospektif analizi. Yüksek Lisans Tezi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
60. Kahveci, O. K., Miman, M. C., Okur, E., Ayçiçek, A., Sevinç, S., Altuntaş, A. (2011). İşitme cihazı kullanımı ve hasta memnuniyeti. *The Turkish Journal of Ear Nose and Throat*, 21(3), 117-121.
61. Karakoyun, M., Hacıbeyoğlu, M. (2014). Biyomedikal Veri Kümeleri ile Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Algoritmalarının İstatistiksel Olarak Karşılaştırılması. *Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi*, 16(48), 30-42.
62. Kartal, E. (2015). Sınıflandırmaya Dayalı Makine Öğrenmesi Teknikleri ve Kardiyolojik Risk Değerlendirmesine İlişkin Bir Uygulama. Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
63. Kates J. M. (1995). On the feasibility of using neural nets to derive hearing-aid prescriptive procedures. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 98(1), 172–180. <https://doi.org/10.1121/1.413753>

64. Katz, J. (2022). Temel Klinik Odyoloji (7.b). (B. Gündüz, Çev.) Ankara, Sıhhiye, Türkiye: Pelikan Yayınevi
65. Kaya, Ç., Yıldız, O. (2014). Makine öğrenme
66. Kaya, M. (2023) Kullanılan İşitme Cihazı Tipine Göre Memnuniyet Düzeyinin İşitme Engeli Ölçeği ve APHAB Skorları ile Değerlendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Nevşehir
67. Kaya, U., Yılmaz, A., Dikmen, Y. (2019). Sağlık Alanında Kullanılan Derin Öğrenme Yöntemleri. Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi (16), 792-808
<https://doi.org/10.31590/ejosat.573248>
68. Kaymakçı, S., Aydın, S., Çaputlu, K., Şerbetçioğlu, M. B. (2022). Rehabilitasyon Merkezlerinde Çalışan Odyologların Mesleki Görüşlerinin Değerlendirilmesi. Türk Odyoloji ve İşitme Araştırmaları Dergisi, 5(1), 6-11.
69. Keleş, M.B., Keleş, A., Keleş, A. (2020). Makine öğrenmesi yöntemleri ile uçuş fiyatlarının tahmini. Euroasia Journal of Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences, 7(11), 72-78.
70. Kenna M. A. (2004). Medical management of childhood hearing loss. Pediatric annals, 33(12), 822-832. <https://doi.org/10.3928/0090-4481-20041201-08>
71. Kırkım, G. (2015). Temel Odyoloji. (E. Belgin, Dü.) Ankara: Güneş Tıp Kitabevi.
72. Kocaarslan, İ., Taciddin Akçay, M., Akgündoğdu, A., Tiryaki, H. (2017). YSA ve DVM Yöntemlerinin Bir Metro Hattında Gerilim Düşümünün Tahmini İçin Karşılaştırılması. International Journal of Engineering Research and Development, 10(1), 56-65.
73. Koçyiğit, M., Cakabay, T., Ortekin, S. G., Bezgin, S. Ü. (2018). Koklear implant: Biyonik çocuklukluk. Acıbadem Üniversitesi Sağlık Bilimleri Dergisi, (3), 223-228.
74. Kowsari, K., Meimandi, K., Heidarysafa, M., Mendu, S., Barnes, L.E, Brown, D.E. (2019). Metin Sınıflandırma Algoritmaları: Bir Araştırma. ArXiv, abs/1904.08067
75. Koyuncugil, A., Özgülbaş, N. (2010). Veri Madenciliği: Tıp ve Sağlık Hizmetlerinde Kullanımı ve Uygulamaları. Bilişim Teknolojileri Dergisi, 2(2).
76. Kreisman, B., Smart, J., & John, A. (2022). Temel Klinik Odyoloji (7. b.). (J. Katz, Dü.) Ankara: Pelikan Yayınevi.
77. Kumru, S.S. (2023). 25-65 yaş arası öğretmenlerin gürültüye bağlı işitme kayıplarının saf ses odyometri testi ile değerlendirilmesi ve konuşmayı ayırt etme skorlarının incelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Kapadokya Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim, Öğretim ve Araştırma Enstitüsü.
78. Kurt, M.S. (2023). Türkçe Hakaret ve Nefret Söylemi Tespiti. Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Cerrahpaşa Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul.

79. Lieu, J. E. C., Kenna, M., Anne, S., Davidson, L. (2020). Hearing Loss in Children: A Review. JAMA, 324(21), 2195–2205. <https://doi.org/10.1001/jama.2020.17647>
80. Metlek, S., Kayaalp, K. (2020). Derin Öğrenme ve Destek Vektör Makineleri ile Görüntüden Cinsiyet Tahmini. Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 8(3), 2208-2228. <https://doi.org/10.29130/dubited.707316>
81. Mungan, S. (2010). Yetişkinler için Türkçe tek heceli konuşmayı tanıma testinin geliştirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
82. Musiek, F. E., Shinn, J., Chermak, G. D., & Bamiau, D. E. (2017). Perspectives on the Pure-Tone Audiogram. Journal of the American Academy of Audiology, 28(7), 655–671. <https://doi.org/10.3766/jaaa.16061>
83. N. R. Raji, R. M. S. Kumar and C. L. Biji, "Explainable Machine Learning Prediction for the Academic Performance of Deaf Scholars," in IEEE Access, vol. 12, pp. 23595-23612, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3363634
84. Nacar, E., Erdebilli, B. (2021). Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile Satış Tahmini. Endüstri Mühendisliği, 32(2), 307-320.
85. Özdemir, S., Kıroğlu, M., Tuncer, Ü., Şahin, R., Tarkan, Ö., Sürmelioğlu, Ö. (2006). Koklear implant uygulanan hastaların işitsel performans analizleri. The Turkish Journal of Ear Nose and Throat, 21(5).
86. Özkan, H.B., Yücel, E. (2021). İşitme eksikliği olan hastalarda dil ve izlenmeyi anlama, ilişkiler arasındaki ilişki. Türk Odyoloji ve İşitme Araştırmaları Dergisi, 4(1), 27-32.
87. Özlüer Başer, B., Yangın, M., Sarıdaş, E. S. (2021). Makine Öğrenmesi Teknikleriyle Diyabet Hastalığının Sınıflandırılması. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 25(1), 112-120. <https://doi.org/10.19113/sdufenbed.842460>
88. Özmen, Ö. A., Basut, O. (2010). Uludağ Üniversitesi'nde Kemiğe İmplant Edilen İşitme Cihazıyla İlk Deneyimler. Uludağ Üniversitesi Tıp Fakültesi Dergisi, 36(3), 111-115.
89. Öztemel, Ercan. Yapay sinir ağları. İstanbul: Papatya Yayıncılık, 2006.
90. Öztürk, K., Şahin, M.E. (2018). Yapay Sinir Ağları ve Yapay Zekâ'ya Genel Bir Bakış. Takvim-i Vekayi, 6(2), 25-36.
91. Öztürk, N. (2021) Sensörinöral işitme kaybı olan yetişkinlerde tinnitus ve hiperakuzi şikayetinin konuşma, uzaysal algı ve işitme kalitesine etkisinin değerlendirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.

92. Polat, T. (2017). Posterior semisürküler kanal bening proksimal pozisyonel vertigo hastalarında vestibüler uyarılmış miyojenik potansiyeller. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
93. Rashidi, H.H., Tran, N.K., Betts, E.V., Howell, L.P., Green, R. (2019). Patolojide Yapay Zeka ve Makine Öğrenimi: Denetlenen Yöntemlerin Mevcut Durumu. Akademik Patoloji. doi: 10.1177/2374289519873088
94. Sadegh-Zadeh, S. A., Soleimani Mamalo, A., Kavianpour, K., Atashbar, H., Heidari, E., Hajizadeh, R., Roshani, A. S., Habibzadeh, S., Saadat, S., Behmanesh, M., Saadat, M., Gargari, S. S. (2024). Artificial intelligence approaches for tinnitus diagnosis: leveraging high-frequency audiometry data for enhanced clinical predictions. *Frontiers in artificial intelligence*, 7, 1381455. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1381455>
95. Sakallıoğlu, Ö. (2018). Dış ve Orta Kulak Malformasyonlarına Yaklaşımda Klasik ve Yeni Uygulamalar. *Osmangazi Tıp Dergisi*, 40(1), 101-109.
96. Sarıçiçek, S., Güdücü, B. (2022). İşitme Cihazı ile Koklear İmplantın Gelişim Süreçleri. *Social Sciences Studies Journal (SSSJJournal)*
97. Sarker, I. H. (2021). Deep cybersecurity: a comprehensive overview from neural network and deep learning perspective. *SN Computer Science*, 2(3), 1-16.
98. Schlauch, R., ve Nellson, P. (2022). Temel Klinik Odyoloji (7. b.). (J. Katz, Dü., B. M. Şerbetçioğlu, & Ş. T. Öztürk, Çev.) Ankara: Pelikan Yayınevi.
99. Sennaroğlu, G., Batuk, M., & Kaya, Ş. (2019). Koklear İmplantasyon: Odyolojik Değerlendirme, Preoperatif, İntraoperatif ve Postoperatif Takip. *Türk Odyoloji Ve İşitme Araştırmaları Dergisi*, 2(2), 24-29.
100. Sevli, O. (2019). Göğüs Kanseri Teşhisinde Farklı Makine Öğrenmesi Tekniklerinin Performans Karşılaştırması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (16), 176-185.
101. Seyrek, M. (2013). İletim tipi işitme kayıplı hastaların gürültüde konuşmayı anlama becerilerinin değerlendirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
102. Sezer, Ü. (2008). Karar ağaçlarının birliktelik kuralları ile iyileştirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
103. Makine öğrenmesi teknikleriyle saldırı tespiti: Karşılaştırmalı analiz. *Marmara University Journal of Science*, 26(3).
104. Şenkal, Ö. A. (2015). Temel Odyoloji. (E. Belgin, Dü.) Ankara: Güneş Tıp Kitapevleri
105. Şerbetçioğlu, B. (2019). Vertigo (2 b.). (F.N.Ardıç, Dü.) İzmir: US Akademi

106. Taitelbaum-Swead, R., Dahan, T., Katzenel, U., Dorman, M. F., Litvak, L. M., & Fostick, L. (2022). AzBio Sentence test in Hebrew (HeBio): development, preliminary validation, and the effect of noise. *Cochlear implants international*, 23(5), 270–279. <https://doi.org/10.1080/14670100.2022.2083285>
107. Tanbek, A. T. (2020). Kemięe implante iřitme cihazı kullanan hastalarda iřitme sonularının ve yařam kalitesinin deęerlendirilmesi. Yksek Lisans Tezi, İnön Üniversitesi, Saęlık Bilimleri Enstits.
108. Taya, Ö. (2022). Destek vektör makineleri ve lojistik regresyon yöntemi ile sınıflandırma: Türkiye'nin ithalat ve ihracat örneęi. Yksek Lisans Tezi, İnön Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstits.
109. Tekerek, A. (2011). Veri madencilięi sreleri ve aık kaynak kodlu veri madencilięi araları. *Akademik Biliřim*, 11, 2-4.
110. Temęan, E., nsal, S. (2015). Odyolojide Temel Kavramlar ve Yaklařımlar. (M. Gndz, D.) İstanbul: Nobel Tıp Kitabevi.
111. Tuncer, S. (2016). Odyolojik incelemede saf ses hava yolu iřitme eřiklerinde kulaklar arası zayıflamanın deęerlendirilmesi. Yksek Lisans Tezi, Turgut Özal Üniversitesi, Saęlık Bilimleri Enstits.
112. Trk, S. (2017). Yapay sinir aęları kullanılarak řifreleme yöntemlerinin performans analizlerinin gerekleřtirilmesi. Yksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstits.
113. nsal, S., & nsal, D. (2015). Odyolojide Temel Kavramlar ve Yaklařımlar. (M. Gndz, D.) İstanbul: Nobel Tıp Kitabevleri.
114. White, H. J., Helwany, M., Biknevicius, A. R., & Peterson, D. C. (2023). Anatomy, Head and Neck, Ear Organ of Corti. In StatPearls. StatPearls Publishing.
115. Yılmaz, D. Ö. Ü. A. (2021). Yapay zekâ. Kodlab yayın daęıtım yazılım Ltd. řti.
116. Zengin, H. F., Bozkurt Keser, S. (2023). Makine Öęrenimi ve Hiper Parametre Optimizasyonu ile Binalardaki Enerji Verimlilięi Analizi. *Uluborlu Mesleki Bilimler Dergisi*, 6(2), 53-64.
117. Zwolan, T. A. (2022). Temel Klinik Odyoloji (7. b.). (J. Katz, D.) Ankara: Pelikan Yayınevi.
118. Kimberley, B. P., Kimberley, B. M., & Roth, L. (1994). A neural network approach to the prediction of pure tone thresholds with distortion product emissions. *Ear, nose, & throat journal*, 73(11), 812–823.

119. Ziavra, N., Kastanioudakis, I., Trikalinos, T. A., Skevas, A., & Ioannidis, J. P. (2004). Diagnosis of sensorineural hearing loss with neural networks versus logistic regression modeling of distortion product otoacoustic emissions. *Audiology & neurotology*, 9(2), 81–87. <https://doi.org/10.1159/000075999>

WEB KAYNAKLARI

1. İşitme Kaybı Nedenleri ve Tedavisi. <https://www.ediisitme.com.tr/isitme-kaybi-nedenleri-ve-tedavisi>. 06.06.24 tarihinde erişildi.
2. Periferik İşitme Sistemi, (2020). <https://audioarchive1.blogspot.com/2020/12/periferik-isitme-sistemi.html>. 06.06.24 tarihinde erişildi.
3. İşitsel Sistem: Merkezi İşlem, <https://openbooks.lib.msu.edu/introneuroscience1/chapter/central-auditory-processing>. 20.05.24 tarihinde erişildi.
4. Hava İletimi ve Kemik İletimi: Ses İletimi Araştırıldı (2024).
5. <https://us.soundcore.com/blogs/headphones/air-conduction-vs-bone-conduction>. 24.05.24 tarihinde erişildi.
6. Küçüköner, Ö. (2019) Odyolojide laboratuvar uygulamaları [Powerpoint sunusu] <https://avys.omu.edu.tr>. adresinden edinilmiştir. 14.05.24 tarihinde erişildi.
7. Odyogram nedir? <https://eartohear.org/what-is-audiogram/>. 31.05.24 tarihinde erişildi.
8. John Li, MD. Otoloji Nörotoloji Kaynakları, http://www.dr-li.net/baha_implant.html. 06.06.24 tarihinde erişildi.
9. Chaix, B., Lorenzi A. (2024). Kemik iletimli işitme cihazları, <https://www.cochlea.eu/en/rehabilitation/aides-auditives/aides-auditives-a-conduction-osseuse>. 24.05.24 tarihinde erişildi.
10. Yusuf, Y. (2019). Sinir Ağlarına Yumuşak Bir Giriş. <https://clevertap.com/blog/neural-networks/>. 28.05.24 tarihinde erişildi.
11. Şener, Y. (2020) <https://yigitsener.medium.com/>. 06.06.24 tarihinde erişildi.
12. Karmaşıklık Matrisi, <https://www.ml-science.com/confusion-matrix>. 22.06.24 tarihinde erişildi.