

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**SES SİNYALLERİNDEN PARKİNSON HASTALIĞININ
TEŞHİSİ İÇİN HİBRİT MAKİNE ÖĞRENMESİ TEMELLİ
CİNSİYETE BAĞLI YENİ BİR YAKLAŞIM**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Kılıçarslan YILDIRIM

Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜH.
Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRİK
Tez Danışmanı : Doç. Dr. Mehmet Recep BOZKURT

Temmuz 2020

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**SES SİNYALLERİNDEN PARKİNSON HASTALIĞININ
TEŞHİSİ İÇİN HİBRİT MAKİNE ÖĞRENMESİ TEMELLİ
CİNSİYETE BAĞLI YENİ BİR YAKLAŞIM**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Kılıçarslan YILDIRIM

Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜH.

Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRİK

Bu tez 30.07.2020 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği / oyçokluğu ile kabul edilmiştir.

**Doç. Dr.
Mehmet R. BOZKURT
Jüri Başkanı**

**Doç. Dr.
Akif AKGÜL
Üye**

**Dr. Öğr. Üyesi
Muhammed K. UÇAR
Üye**

BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Kılıçarslan YILDIRIM

30.07.2020

TEŐEKKÜR

Bu alıőmanın hazırlanmasında, gerekli ortamı saęlayan ve alıőmanın her safhasında desteęini esirgemeyen danıőman hocam Do. Dr. Mehmet Recep BOZKURT'a, bu tez kapsamında hazırlanan makalenin eviri aőamasında destek olan Öğr. Gör. Ferda BOZKURT hocama ve tez süresince bilgi ve tecrübesiyle her daim destek olan Dr. Öğr. Üyesi Muhammed Kürőad UAR hocama őükranlarımı sunarım.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİLLER LİSTESİ	vii
TABLolar LİSTESİ	ix
ÖZET	xii
SUMMARY	xiii
BÖLÜM 1.	
GİRİŞ	1
BÖLÜM 2.	
PARKİNSON HASTALIĞI	5
2.1. Giriş	5
2.2. Hastalığın Nedenleri	6
2.3. Hastalığın Belirtileri	7
2.3.1. Titreme (Tremor)	8
2.3.2. Uzun kaslarının sertliği (Rijidite)	9
2.3.3. Hareketlerde yavaşlama (Bradikinezi)	9
2.3.4. Duruş bozukluğu (Postural instabilite)	10
2.3.5. Konuşma bozukluğu	10
2.4. Hastalığın Teşhisi	11
2.5. Hastalığın Tedavisi	11
BÖLÜM 3.	
SES SİNYALLERİNİN İNCELENMESİ	13

3.1. Giriş	13
3.2. Sesin Özellikleri	14
3.2.1. Frekans	14
3.2.2. Genlik	14
3.2.3. Ton	15
3.2.4. Tını	15
3.2.5. Şiddet	15
3.3. İnsanda Ses Sinyali ve Konuşma Oluşumu.	16

BÖLÜM 4.

SINIFLANDIRMA, DENGELEME VE ÖZELLİK SEÇME

ALGORİTMALARI	18
4.1. Veri Setleri	18
4.2. Veri Setlerini Özellik Guruplarına Ayırma.	19
4.3. Veri Setlerini Dengeleme	20
4.4. Özellik Seçme Algoritmaları	21
4.4.1. Sistematiik örnekleme	22
4.4.2 ETA korelasyon katsayısı	22
4.5. Sınıflandırma Algoritmaları	24
4.5.1. Karar ağaçları	25
4.5.2. Destek vektör makinaları	25
4.6. Performans Değerlendirme Kriterleri	26
4.6.1. Doğruluk oranı	26
4.6.2. Duyarlılık	27
4.6.3. Özgüllük	27
4.6.4. F-Ölçümü	28
4.6.5. Alıcı işletim karakteristiği altındaki alan	28
4.6.6. Kappa katsayısı	30

BÖLÜM 5.

SONUÇLAR	32
--------------------	----

BÖLÜM 6.

TARTIŞMA VE KARAR 64

KAYNAKLAR 70

ÖZGEÇMİŞ 74



SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

a	: Başlangıç sayısı
AUC	: Alıcı işletim karakteristiği altındaki alan (Area Under The Curve)
d	: Devir sayısı
dB	: deciBell
FN	: Yanlış negatif
FP	: Yanlış pozitif
Hz	: Hertz
I	: Ses şiddeti
I_0	: İnsan kulağının algılayabileceği en düşük ses şiddeti
m	: Metre
MFCC	: Mel frekanslı cepstral katsayıları (Mel-frequency cepstral coefficient)
MSA	: Multi sistem atrof (Beyinde pek çok sistemin fonksiyonlarını etkileyen bir hastalık)
n	: Örnek veri sayısı
N	: Toplam etiket sayısı
N_0	: 0 etiketli eleman sayısı
N_1	: 1 etiketli eleman sayısı
PSP	: Progresif supranükleer palsi (Beyin sapı ve bazal gangliyonu etkileyen sıra dışı bir nörodejeneratif hastalık)
ROC	: Alıcı işletim karakteristiği (Receiver Operating Characteristic)
r_{pb}	: Eta korelasyon katsayısı
SVM	: Destek vektör makinaları
s_y	: 0 ve 1 etiketli verilerin standart sapması
TN	: Doğru negatif
TP	: Doğru pozitif

\bar{Y}_0 : 0 etiketli verilerin ortalaması

\bar{Y}_1 : 1 etiketli verilerin ortalaması

W : Watt

β : Desibel ölçęęi



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Tezin genel akış şeması	4
Şekil 2.1. Substansiya Nigra'nın beyindeki konumu, Parkinson hastası ve sağlıklı bireylerdeki sinir hücreleri	6
Şekil 2.2. Parkinson hastalığının fiziksel belirtileri	8
Şekil 3.1. Ses dalgalarını gösteren bir fotoğraf	13
Şekil 4.1. Örnek bir karar ağacı	25
Şekil 4.2. SVM yöntemi ile lineer (a) ve lineer olmayan (b) ayırma	26
Şekil 4.3. AUC'nin 1, 0,7, 0,5 ve 0 değerleri için ROC ve sınıf (TP, TN) dağılım eğrileri	30
Şekil 5.1. Ham veri setleri ile gerçekleştirilen en iyi sınıflandırma algoritması (Dengesiz Seçilmiş Wavelet) için karar ağacı	38
Şekil 5.2. Ham veri setleri kullanılarak Karar Ağaçları ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri	39
Şekil 5.3. Bay veri setleri ile gerçekleştirilen en iyi sınıflandırma algoritması (Dengesiz Wavelet) için karar ağacı	44
Şekil 5.4. Bay veri setleri kullanılarak Karar Ağaçları ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri	45
Şekil 5.5. Bayan veri setleri ile gerçekleştirilen en iyi sınıflandırma algoritması (Dengesiz Seçilmiş Tüm) için karar ağacı	50
Şekil 5.6. Bayan veri setleri kullanılarak Karar Ağaçları ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri	51
Şekil 5.7. Ham veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri	55
Şekil 5.8. Bay veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri	59

Şekil 5.9. Bayan veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri 63



TABLolar LİSTESİ

Tablo 4.1. Ham veri seti	18
Tablo 4.2. Ham bay veri seti	19
Tablo 4.3. Ham bayan veri seti	19
Tablo 4.4. Veri seti özellik guruplarının dağılımı	20
Tablo 4.5. Ham veri setinin dengeli hali	20
Tablo 4.6. Bay veri setinin dengeli hali	21
Tablo 4.7. Bayan veri setinin dengeli hali	21
Tablo 4.8. Eta korelasyon katsayısı yöntemi ile seçilen özelliklerin sayısı	23
Tablo 4.9. Eğitim (%75) ve test (%25) ham veri seti dağılımı	24
Tablo 4.10. Eğitim (%75) ve test (%25) bay veri seti dağılımı	24
Tablo 4.11. Eğitim (%75) ve test (%25) bayan veri seti dağılımı	24
Tablo 4.12. Kappa katsayısının sınır aralıkları	31
Tablo 5.1. Test oranının değişmesine karşılık performans değişimi	33
Tablo 5.2. Ham dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	34
Tablo 5.3. Ham dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	35
Tablo 5.4. Ham dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	36
Tablo 5.5. Ham dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	37
Tablo 5.6. Ham veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu	38
Tablo 5.7. Bay dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	40

Tablo 5.8. Bay dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	41
Tablo 5.9. Bay dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	42
Tablo 5.10. Bay dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	43
Tablo 5.11. Bay veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu	44
Tablo 5.12. Bayan dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	46
Tablo 5.13. Bayan dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	47
Tablo 5.14. Bayan dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	48
Tablo 5.15. Bayan dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	49
Tablo 5.16. Bayan veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu	50
Tablo 5.17. Ham dengesiz veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	52
Tablo 5.18. Ham dengeli veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	52
Tablo 5.19. Ham dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	53
Tablo 5.20. Ham dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	54
Tablo 5.21. Ham veri setleri kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu	55
Tablo 5.22. Bay dengesiz veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	56
Tablo 5.23. Bay dengeli veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	56

Tablo 5.24. Bay dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	57
Tablo 5.25. Bay dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	58
Tablo 5.26. Bay veri setleri kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu	59
Tablo 5.27. Bayan dengesiz veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	60
Tablo 5.28. Bayan dengeli veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	60
Tablo 5.29. Bayan dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	61
Tablo 5.30. Bayan dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları	62
Tablo 5.31. Bayan veri setleri kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu	63
Tablo 6.1. Elimizdeki tüm veri setleri kullanılarak karar ağaçları ve SVM algoritmaları ile tasarlanan modellerin tamamının test performanslarının yüz üzerinden aritmetik ortalaması	67
Tablo 6.2. Ham, bay ve bayan veri setleri kullanılarak karar ağaçları algoritması ile ayrı ayrı elde edilen en iyi beş sınıflandırma sonucunun tek bir tabloda gösterimi	68
Tablo 6.3. Ham, bay ve bayan veri setleri kullanılarak SVM algoritması ile ayrı ayrı elde edilen en iyi beş sınıflandırma sonucunun tek bir tabloda gösterimi	69

ÖZET

Anahtar kelimeler: Parkinson Hastalığı, Akustik Sesler, Sistemik Örnekleme, Eta Korelasyon Katsayısı, Karar Ağaçları, Destek Vektör Makinaları

Parkinson hastalığı, insanın temel fonksiyonları olan konuşma, yürüme, uyku, hareket gibi birçok hayati işlevlerde bozukluğa sebep olur. Bu hastalığın olumsuz etkilerinden kurtulmak için erken teşhis çok önemlidir. Doktorlar Parkinson hastalığının teşhisini yapabilmek için, beyin tomografisi, biyokimyasal ve fiziksel bazı testlere ihtiyaç duymaktadır. Ayrıca bu hastalıktan muzdarip olanların büyük çoğunluğunun 60 yaşın üzerinde olması hastalığın teşhisi için gerekli olan testlerin yapılmasını zorlaştırmaktadır.

Parkinson hastalığının teşhis sürecinin bu denli zor olması yeni araştırmaları tetiklemektedir. Bu tez çalışmasında Parkinson hastalığını akustik sesler yardımıyla hibrit makine öğrenmesi temelli modellerle teşhis edilmesi hedeflenmiştir. Bu amaçla, Parkinson hastası olan 188 (107 Erkek - 81 Bayan) bireye ve Parkinson hastası olmayan 64 (23 Erkek - 41 Bayan) bireye üç defa "a" harfi söylenilerek ölçümler yapılmıştır. Bu çalışmada kaydedilen 756 ölçümden oluşan veri seti kullanılmıştır. Bu veri seti cinsiyet bazlı (Bay-Bayan) ayrılarak üç ayrı veri seti (Bay, Bayan ve Karışık) oluşturulmuştur. Bundan sonraki tüm adımlar bu üç veri seti için ayrı ayrı işlenmiştir. İlk olarak ses kayıtlarını Baseline, Time, Vocal, MFCC ve Wavelet özellik guruplarına ayrıldı. Daha sonra veri setleri, "Hasta/Sağlıklı" özelliği bakımından dengeli hale getirilmiştir. Ardından Eta korelasyon katsayısı tabanlı özellik seçme algoritması (E-Score) yardımıyla, her özellik grubu için en iyi %20 özellik seçilmiştir. Daha sonra karar ağaçları ve destek vektör makinaları kullanılarak hibrit makine öğrenmesi temelli yeni yaklaşımlar geliştirilmiştir. Bunun için veri setleri sistemik örnekleme yöntemi yardımıyla %75 eğitim, %25 test grubu olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Tasarlanan bu modellerin performansı; Doğruluk oranı, Özgüllük, Duyarlılık, F-Ölçümü, AUC ve Kappa değerleri ile hesaplanmıştır.

Bu tez çalışmasında; bay veri seti ile elde edilen en iyi doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %93,81, 1 ve 1'dir. Bayan veri seti ile elde edilen bu değerler ise sırayla %91,21, 0,97 ve 0,98'dir. Aynı şekilde ham (karışık) veri seti ile elde edilen bu değerler ise sırasıyla %93,12, 0,94 ve 0,98'dir. Elde edilen yüksek başarı oranları, tasarlanmış olan modellerin Parkinson hastalığı teşhisi için kullanılabilirliğini göstermektedir. Ayrıca bu çalışmada cinsiyet bazlı veri setlerinin kullanılmasının Parkinson hastalığı teşhisinde performansı artırdığı gözlemlenmiştir.

A NEW APPROACH DUE TO GENDER BASED ON HYBRID MACHINE LEARNING FOR DIAGNOSIS OF PARKINSON'S DISEASE FROM SOUND SIGNALS

SUMMARY

Keywords: Parkinson's Disease, Acoustic Voices, Systematic Sampling, Eta Correlation Coefficient, Decision Trees, Support Vector Machines

Parkinson's disease causes disruption in many vital functions such as speech, walking, sleeping, and movement, which are the basic functions of a human being. Early diagnosis is very important for the treatment of this disease. In order to diagnose Parkinson's disease, doctors need brain tomography, and some biochemical and physical tests. In addition, the majority of those suffering from this disease are over 60 years of age, make it difficult to carry out the tests necessary for the diagnosis of the disease.

This difficult process of diagnosing Parkinson's disease triggers new researches. In this thesis, it is aimed to diagnose Parkinson's disease with models based on hybrid machine learning with the help of acoustic sounds. For this purpose, 188 (107 Male - 81 Female) individuals with Parkinson's disease and 64 healthy (23 Male - 41 Female) individuals were asked to say the letter "a" three times and their measurements were made and recorded. In this study, the data set of recorded 756 measurements was used. By separating this data set based on gender (Mr.-Mrs.), three separate data sets (Mr., Mrs. and Mixed) were created. All the next steps are processed separately for these three data sets. First, the audio recordings were devoted to the Baseline, Time, Vocal, MFCC and Wavelet feature groups. Later, data sets were balanced in terms of "Patient / Healthy" feature. Then, with the help of Eta correlation coefficient based feature selection algorithm (E-Score), the best 20% percent feature was selected for each property group. Later, new approaches based on hybrid machine learning were developed using decision trees and support vector machines. For this, data sets are divided into two groups as 75% education and 25% test groups with the help of systematic sampling method. Performance of these designed models were calculated with Accuracy rate, Specificity, Sensitivity, F-Measurement, AUC and Kapa values.

In this thesis study; The best accuracy rate, specificity and sensitivity values obtained with the male data set are 93,81%, 1 and 1 respectively. These values obtained with the female data set are 91,21%, 0,97 and 0,98 respectively. Similarly, these values obtained with the raw (mixed) data set are 93,12%, 0,94 and 0,98 respectively. The high success rates obtained show that the models which designed can be used for the diagnosis of Parkinson's disease. In addition, it was observed that the use of gender-based data sets increased performance in the diagnosis of Parkinson's diseases.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Parkinson hastalığı, Alzheimer hastalığından sonra en sık görülen beyin kaynaklı motor refleks, konuşma, davranış, zihinsel süreç ve diğer hayati fonksiyonların kısmen ya da tamamen kaybolmasına sebep olan merkezi sinir sistemine ait nörodejeneratif bir hastalıktır [1]. Bu hastalık ilk olarak 1817'de Doktor James Parkinson tarafından titrek felç olarak tanımlanmış ve kendi adıyla adlandırılmıştır [2]. Günümüzde Parkinson hastalığı dünyada 10 milyondan fazla insanı etkileyen evrensel bir nörolojik hastalık olmuştur [3]. Bu hastalığın görülme oranı %1 iken bu oran 60-85 yaş aralığında %1, 85 ve üzeri yaş aralığında %5'lere çıkmaktadır [4]. Hastalığın seyri ilk yıllarda hafif olduğundan hastalar önemli motor bozukluklarıyla karşılaşmayabilirler. Ancak ilerleyici bir hastalık olduğu için ilerleyen zamanlarda önemli sağlık sorunlarına yol açmaktadır. Parkinson hastalığının kesin bir tedavisi olmamakla birlikte, hastaların günlük yaşamlarını etkileyen semptomları azaltmak için genellikle ilaç tedavisi uygulanmaktadır [5].

Hastalığın erken teşhisi, tedavinin etkinliğini arttırmak için önemli bir rol oynamaktadır. Doktorlar hastalığın teşhisi için bacak ve kolların işlevsel yeterliliği, kas durumu, serbest yürüyüş ve dengeyi sağlayabilme durumlarını değerlendirmek için bazı fiziksel testler istemektedir. Doktorlar bunlara ek olarak kan testleri, nörogörüntüleme teknikleri gibi diğer tanı prosedürlerini de isteyerek teşhis koyabilmektedirler [6]. Ne yazık ki, hastalığın ilk evrelerinde Multi sistem atrof (MSA) ve Progresif supranükleer palsi (PSP) gibi diğer nörolojik bozukluklarla benzer semptomları gösterebilmesi nedeniyle, bulgular yanıltıcı olup yanlış teşhis konulabilmektedir [7]. Ayrıca teşhis koyulacak hastaların yaşları genellikle 60 yaş ve üzeri insanlar olması bu işlemleri daha da zorlaştırır. Tüm bu sebepler hastalığın teşhisi için daha kolay ve daha güvenilir bir yönteme ihtiyaç duyulmasına sebep olmuştur [8–10].

Parkinson hastalığının erken evrelerinde ve en sık görülen rahatsızlıklarından biri vokal (konuşma ve ses) problemlerdir [11–14]. Yakın geçmişte bireylerin konuşma kayıtları (sesleri) kaydedilerek Parkinson hastalığı teşhisi üzerinde çalışmalar gerçekleştirilmiştir [2, 8–12, 14–22]. Bu çalışmalarda genel olarak iki farklı veri seti kullanılmıştır. Bunların ilki 23 Parkinson hastası bireyden ve 8 sağlıklı bireyden alınan 195 ses ölçümüdür [2, 14–17, 20–22]. İkinci veri seti ise 20 Parkinson hastası bireyden ve 20 sağlıklı bireyden alınan çoklu konuşma kayıtlarından oluşan halka açık veri setidir [2, 14–17, 20–22]. Bunların dışındaki yeni çalışmalarda da genellikle küçük veri setleri kullanılarak Parkinson hastalığı teşhis edilmeye çalışılmıştır [9–12, 18, 19]. Bu çalışmalardaki veri setleri Parkinson hastası ve sağlıklı birey sayıları bakımından dengesiz dağılıma sahip olmasına rağmen herhangi bir alt ya da üst örnekleme yapılmadan araştırmalar gerçekleştirilmiştir [9–12, 14, 19].

Parkinson hastalığının güvenilir ve hızlı bir şekilde teşhisinin yapılabilmesi için son yıllarda pek çok bilimsel çalışma yapılmıştır. Bu çalışmaların en önemli amacı hastalar için fiziki zorlukları ortadan kaldırmak, klinik çalışanları üzerindeki iş yükünü azaltmak ve doktorların teşhis koymasında destek sağlamaktır [9–12, 14, 19].

2018-2019 yıllarında Parkinson hastalığının teşhisi için makine öğrenmesi tabanlı birçok yeni sistem geliştirilmiştir [10, 12, 19, 23]. Bunların içinde en güncel yaklaşım derin öğrenme tabanlı geliştirilen ve Parkinson hastalığının şiddetini tahmin eden modeldir [22]. 2019 yılında Sadek ve arkadaşlarının yapay sinir ağları tabanlı yaptıkları bir çalışmada %93 başarı oranı ile Parkinson hastalığı tespit edilmiştir [12]. Çalışmada 31 bireyden alınan 195 ses ölçümü kullanılmıştır. B. Karan ve arkadaşları ise 45 kişiden alınan 150 ses ölçüm ile destek vektör makineleri ve rastgele orman algoritması ile model kurmuşlardır. Küçük sayılabilecek bu veri setleri ile kurulan modelden %100 doğruluk oranı elde edilmiştir [10]. Fakat eğitim ve test verileri birlikte test edildiğinde makine ezberleme yönüne gitmekte ve taraflı karar vermektedir. Veri seti eğitim/test setlerine uygun şekilde bölündüğü zaman, önerilen modelin doğruluğu önemli düzeyde azalmaktadır [10, 12, 14, 16, 17, 21]. Bu gibi küçük veri setlerinden alınan yüksek doğruluk oranları, büyük veri setlerinden alınamayacaktır. Daha uygun sonuç almak için daha büyük veri setinde, birden fazla

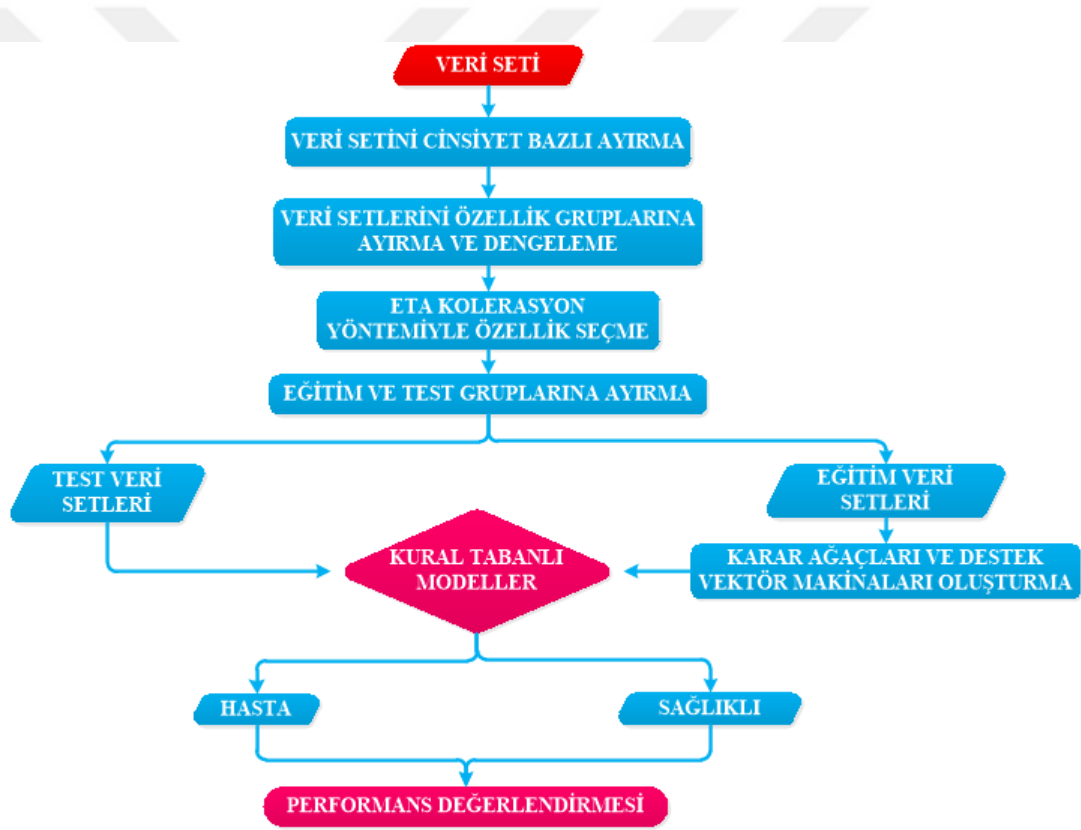
veri grupları kullanılması ve veri setinde dengeleme işlemi yapılması gerekmektedir [24–26].

Makine öğrenmesinde kullanılmak üzere çıkarılan özellikler; vokal temel frekans, frekanstaki değişkenlik miktarı, genlikteki değişkenlik miktarı, gürültü ile ses tonu arasındaki bileşenlerin oranı, doğrusal olmayan dinamik değerler ve doğrusal olmayan temel frekans değerleri gibi özellikleri içermektedir [14, 21, 22]. Bu özellikler, Parkinson hastalığının teşhisinde, hasta bireyler ile sağlıklı bireyleri ayırt etmede çok yüksek doğruluk oranları (%98-99) elde edilmesine yardımcı olmaktadır [12, 14, 16, 17, 21].

Bu çalışmada akustik sesler yardımıyla hibrit makine öğrenmesi temelli modeller geliştirilerek Parkinson hastalığının teşhis edilmesi amaçlanmıştır. Bu çalışmada kullandığımız veri seti, İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Nöroloji Anabilim Dalı kaynaklı Makine Öğrenme Havuzu'ndan (Machine Learning Repository) alınmıştır. Bu veri seti, Parkinson hastası 188 (107 erkek ve 81 kadın) birey ile sağlıklı 64 (23 erkek ve 41 kadın) bireye üç defa “a” harfini söyleterek oluşturulan 756 ölçümden oluşmaktadır ve her bir ölçüm biri etiket olmak üzere 753 özellik içermektedir. [27]. Bu veri seti literatürdeki diğer çalışmalarda kullanılan veri setlerinden daha kapsamlı bir veri setidir. Bu sebeple bu veri seti daha başarılı bir model oluşturulmasına katkı sağlayacaktır. Ayrıca bu veri setini cinsiyet bazlı ayırarak cinsiyet bazlı hibrit modellerde geliştirildi. Böylece bay, bayan ve karışık (ham) veri setleri ile oluşturulan modellerin performansları kıyaslanmıştır. Bu tez çalışması bu yönüyle diğer çalışmalardan farklılık göstermekte ve bu alanda yeni çalışmalara öncülük edecektir.

Tez çalışmasının genel işleyişi Şekil 1.1.'de gösterilmiştir. Bu işleyişe göre tez 6 bölümden oluşmaktadır. Bölüm 1'de konu hakkında literatürdeki çalışmalar belirtilmiş ve tez çalışmasının hedefleri saptanmıştır. Bölüm 2'de Parkinson hastalığının tarihçesine değinilmiş ve ardından bu hastalığın sebepleri, insan üzerindeki etkileri, hastalığın teşhis ve tedavi yöntemleri detaylı olarak anlatılmıştır. Bu tez çalışmasında Parkinson hastalığı teşhisi koyabilmek için ses kayıtları kullanıldığından Bölüm 3'te

sesin oluşumu, ölçülmesi gibi sesin temel özelliklerine değinilmiştir. Bölüm 4'te veri setinin cinsiyet bazlı gruplara ayrılması anlatılmıştır. Ardından dengesiz veri setlerini sistematik örnekleme yöntemiyle dengeli hale getirilmesi anlatılmıştır. Dengeleme işlemi sonrası Eta korelasyon katsayısı tabanlı özellik seçme algoritması yöntemiyle bütün veri setleri özelliklerinin %20'si seçilmiştir. Bu işlemlerden sonra karar ağaçları ve destek vektör makinaları kullanarak hibrit makine öğrenme temelli modeller geliştirildi. Bu bölümde son olarak tasarlanan modellerin performansları hesaplandı. Bölüm 5'te ise, Bölüm 4'te tasarlanan modellerin performanslarını gösteren tablolar ve şekiller verilmiştir. Son olarak Bölüm 6'da diğer çalışmalarda tasarlanan modellerle bu tez kapsamında tasarlanan modeller kıyaslanmıştır.



Şekil 1.1. Tezin genel akış şeması

BÖLÜM 2. PARKINSON HASTALIĞI

2.1. Giriş

Parkinson hastalığı, Alzheimer hastalığından sonra en sık görülen beyin kaynaklı motor refleksi, konuşma, davranış, zihinsel süreç ve diğer hayati fonksiyonların kısmen ya da tamamen kaybolmasına sebep olan merkezi sinir sistemine ait nörodejeneratif bir hastalıktır [1]. Parkinson hastalığı, ilk kez 1817 yılında Londra'lı bir hekim olan James Parkinson tarafından 'titrek felç' olarak tanımlanması nedeniyle bu ismi almıştır [28].

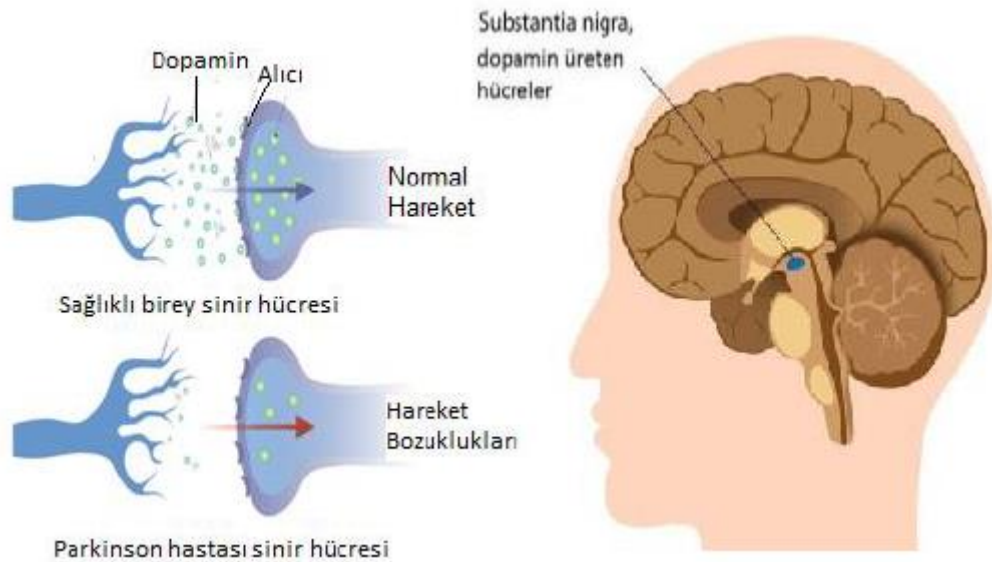
Günümüzde Parkinson hastalığı dünyada 10 milyondan fazla insanı etkileyen evrensel bir nörolojik hastalıktır [3]. Toplumda bir yılda yeni Parkinson hastalığı tanısı konulma oranı 1000'de 1 ya da 2 kişidir. Dünyanın her yerinde ve her türlü ortamda rastlanabilen hastalığın görülme sıklığı ülkelere göre değişiklik göstermektedir. Birçok ülkede toplumun 50 yaş üzerindeki kesimlerinde yapılan bilimsel araştırmalarda Parkinson hastalığının görülme sıklığı yaklaşık 100.000'de 100-150 arasında saptanmıştır. Bu oran 65 yaş üzerinde %1'e yükselmektedir. Tüm Parkinson hastalarının sadece %5'inde hastalık başlangıç yaşı 20 ila 40 yaşları arasındadır. Bu genç yaş grubundaki hastalığın başlama sebebi kalıtsal nedenlerdir. Ayrıca Parkinson hastalığına erkeklerde kadınlara oranla daha fazla rastlanılır [28].

Van'ın Başkale ilçesinde 26191 kişinin tarandığı bir çalışmada Parkinson hastalığı sıklığının 100.000'de 202 olduğu bildirilmiştir; bu yöredeki hastaların %70'ine daha önce Parkinson hastalığı tanısı konulmamıştır [28].

Hastalık ilk yıllarda hafif olduğundan hastalar önemli motor bozukluklarıyla karşılaşmayabilirler. Ancak ilerleyici bir hastalık olduğu için ilerleyen zamanlarda önemli sağlık sorunlarına yol açmaktadır. Parkinson hastalarının günlük yaşamlarını etkileyen semptomları azaltmak için genellikle ilaç tedavisi uygulanmaktadır [5].

2.2. Hastalığın Nedenleri

İnsan beyninin üst beyin sapı bölgesinde iki yanlı olarak yer alan kara çekirdeklerde “dopamin” üreten hücrelerin bulunduğu “substansiya nigra” adlı bölgeler vardır. Bu bölgenin beyindeki konumu, sağlıklı ve Parkinson hastası bireylerdeki sinir hücreleri Şekil 2.1.’de gösterilmiştir. Bu bölgelerde üretilen ve bir çeşit kimyasal madde olan “dopamin”, kişinin hareketlerini kontrol etmesine olanak tanıyan “striyatam (Çizgili Cisim)” adlı beyin bölgeleri arasındaki iletişimi sağlar. Çizgili cisim beyin kabuğundan gelen hareketlere ilişkin verileri işler ve düzeltilmiş veriler tekrar beyin kabuğu, beyin sapı ve omurilik aracılığıyla kaslara iletilir. Böylece, hareketlerimizin incelikli, ritmik ve ahenkli olması sağlanır [28].



Şekil 2.1. Substansiya Nigra'nın beyindeki konumu, Parkinson hastası ve sağlıklı bireylerdeki sinir hücreleri [29]

Kimyasal iletici olan dopamin vücutta dengeyi sağlar ve kaslarımızın birbirleriyle uyumlu çalışmasına katkıda bulunur. Beynin bir yarısındaki kara çekirdekteki

hücrelerin yaklaşık %80'i hasara uğrarsa, o hücrelerin akson uçlarının bağlandığı çizgili cisimdeki dopamin eksikliğine sebep olur. Bunun sonucu olarak beden yarısında hareket bozukluğuna yol açar ve Parkinson hastalığı belirtileri tek yanlı olarak ortaya çıkmaya başlar [28].

Beyinde dopamin hücrelerinin niçin hasara uğradığı henüz tam olarak bilinmemektedir. Konuyla ilgili yoğun bilimsel araştırmalar sürmekte olup, bu hasarın tek bir nedene bağlı olmadığı düşünülmektedir. Bu hastalığın ortaya çıkmasında yaşlanma süreci zemininde olası kalıtsal ve çevresel faktörlerin beraberce rol oynadığı sanılmaktadır. Son yıllarda yapılan araştırmalarda hastaların %5-10 kadarında hastalığın kalıtımla ilişkili olduğu saptanmıştır. Hastalık bulaşıcı olmadığı gibi, damar sertliğine bağlı olmadığı da bilinmektedir. Psikiyatride kullanılan bazı ilaçlar, çeşitli zehirlenmeler, beyin tümörü veya damar hastalıkları gibi olumsuzluklar dopamin hücrelerini etkileyerek Parkinson hastalığına sebep olabilir [30].

2.3. Hastalığın Belirtileri

Parkinson hastalarında ilk olarak ortalama %70'inde el, el parmakları, kol ve bazen ayakta titreme, %30 'unda ise hareketlerde yavaşlama ve uzuv hareketlerinde tutukluk şeklinde görülür. Sinsi bir hastalık olduğu için belirtileri yıllar içinde yavaş ve artan bir şekilde ortaya çıkar. Hatta hastalar, hastalığının kesin tarihini bilemeyebilir. Hastalığın belirtileri genel olarak yaşlılık belirtilerine benzerlik gösterdiği için hasta ve hasta yakınları hastalığı yaşlılığın bir emaresi zannederek hastalıklarının farkına varamayabilirler. Hemen hemen tüm hastalarda hastalık ilk olarak bedenin tek bir yarısında ortaya çıkar ve git gide bedenin diğer tarafında da kendini gösterir [28].

Parkinson hastalığının temel belirtileri; titreme, katılık, hareketlerde yavaşlama ve duruş bozukluğudur. Parkinson hastalığının fiziksel belirtileri Şekil 2.2.'de gösterilmiştir. Parkinson hastalığının diğer belirtileri; konuşma bozukluğu, sıkıntı hissi, yorgunluk, uzuv ağrıları, ruhsal çöküntü hali, kabızlık, salya akması, mide boşalmasının gecikmesi, ciltte yağlanma, terlemede artış, sık idrara çıkma, tansiyon düşmesi, koku alma duyusunun azalması, REM uykusu (göz hareketlerinin aktif

olduğu uyku) davranış bozukluğu, huzursuz bacak sendromu, unutkanlık ve zamanla da demans sayılabilir [28].



Şekil 2.2. Parkinson hastalığının fiziksel belirtileri [29]

2.3.1. Titreme (Tremor)

Titreme Parkinson hastalarının %70'inde görülen ve hastaların doktorlara başvurmasına sebep olan en belirgin belirtilerindendir. Bu belirti eli ve ayağı etkilemekle kalmayıp bazen dudakları, dili veya çeneyi de etkileyebilir. Ancak titreme belirtisi baş ve seste görülmez. Bazı Parkinson hastalarının bir elindeki titreme zamanla kola ve aynı taraftaki bacağı ve daha sonra karşı kol ve bacağına geçebilir [28].

Parkinson hastalığından kaynaklanan titreme dinlenme halindeyken yani uzuvlar hareketsizken ortaya çıkar ve sinirlilik, yürüme, stres altında kalma gibi sebepler

titremeyi artırır. Titreme uyuma esnasında kaybolur ve uyku hafifleyince tekrar ortaya çıkarak hasta bireyi uyandırabilir. Titremesi olan her birey Parkinson hastası olmayabilir. Sağlıklı bireylerde de stres, korku, heyecan, beyincik hastalıkları, tiroid bezinin aşırı çalışması gibi durumlarda titreme olayı görülebilir [28].

2.3.2. Uzun kaslarının sertliği (Rijidite)

Hastalığın erken evrelerinde kas sertliği hastaların bir yakınması olmayıp doktorların fiziksel muayenesinde pasif harekete karşı bir direncin oluşmasıyla bilinir. Doktorlar hasta kaslarının gevşek olduğu anda eklem yerlerini hafifçe gerip bükerek pasif hareketler yapar. Bu pasif hareketlere karşı sürekli bir direncin oluşması kaslardaki sertliği gösterir [28].

Hastaların bazıları uzuvlarını gevşetmekte sertlik hissi yaşarlar. Bu sertlik hastalar tarafından yorgunluk, ağırlık hissi, ağrı veya kramp şeklinde hissedilebilir. Sertleşmeye hastalığın erken belirtisi olarak omuz ağrıları da eklenebilir. Bu sertlikler sırt ve bel ağrılarına sebep olabilir ve çoğunlukla öne eğik durumlarında şiddeti artar. Bununla birlikte omurga çevresi kasların sertliği hastalığın erken evrelerinde sık rastlanmaz. Hastalığın ilerleyen evrelerinde sırt kaslarının sertliği artar ve hastaların günlük yaşamını olumsuz etkiler. Parkinson hastası olduğunu bilmeyen hastalar bu tür rahatsızlıklarından dolayı Fizyoterapistlere başvurduklarında, doktorlar artrik, bursit, ya da rotator kılıf hasarları gibi yanlış tanılarda bulunabilir [28].

2.3.3. Hareketlerde yavaşlama (Bradikinezi)

Parkinson hastası bireylerdeki hareket yavaşlığı “bradikinezi” olarak isimlendirilir. Hareket yavaşlığı gözlemlenen hastalarda titreme belirtisi görülmeyebilir. Hareketlerde yavaşlama her hastada farklı şiddette görülür. Harekette yavaşlama zamanla artarak günlük yaşamı her geçen gün olumsuz yönde etkiler. Harekette yavaşlama düğme ilikleme, kravat ve ayakkabı bağlama, yazı yazma, çatal-bıçak kullanma gibi günlük yapılan işleri zorlaştırır ve bu zorluk her geçen gün artar. Bu gibi istemli yapılan hareketlerde yavaşlama meydana gelmesinin yanı sıra gözleri kırpmak,

yürürken kolları sallamak gibi istemsiz yapılan hareketlerde de azalma olur ve hatta zamanla kaybolur. Bunun sonucu olarak sabit bakış, ayakları sürüyerek yürüme, kolları hareketsiz olarak yürüme gibi hareketlerdeki durgunluklar dikkat çeker. Bu hareketsizliklerinin bir sonucu olarak yüz ifadesinde donukluk, el yazılarında küçülme ve başı kaldırmadan yukarı bakamama gibi olumsuzluklar gözlemlenir. Genelde hastalığın ilerleyen evrelerinde tam bir hareketsizlik hali ortaya çıkabilir. Bunun sonucu olarak da hastalar başkalarına bağımlı hale gelir [28].

2.3.4. Duruş bozukluğu (Postural instabilite)

Parkinson hastalarının çoğu öne doğru eğimlidirler. Bu durum ayakta ve yürürken daha da göze çarpar. Hastalığın ilerleyen evrelerinde bazı hastalarda daha belirgin olmaya başlar. Nadiren öne doğru 90 derece eğimli kamburluk görülür ancak bu kamburluk sürekli bir şekil bozukluğu değildir. Yani bu durumdaki hastalar sırtüstü yatabilirler. Bazı hastalarda duruş bozukluğu bir tarafa hafif eğiklik olarak gözlemlenir ve bu durum oturma esnasında daha da dikkat çeker. Diğer bir duruş bozukluğu ise ayakta dururken veya yürürken bacakları dizlerden ve kolları dizlerden bükme eğilimidir. Hastalığın ilk evrelerinde hasta birey gayret göstererek bu duruş bozukluğunu önleyebilir. Bu duruş bozuklukları hastalığın ilerleyen evrelerinde ayakta dururken, yürürken, dönüş yaparken, yatarken ve sandalyeden kalkarken denge kaybına, düşmeye ve emniyetsiz hissetmeye sebep olabilir [28].

2.3.5. Konuşma bozukluğu

Parkinson hastalığının başlangıcında nadiren konuşma sorunu yaşanır. Hastalık uzun zamandan beri sürüyor olsa bile hastaların yaklaşık olarak yarısının konuşmasında bir değişiklik olmaz. Bazı hastaların konuşmasında hastalığa özgü olarak değişiklik olur. Bu konuşma bozukluğu çoğunlukla nefes alma kapasiteleri azalmış olan hastalarda meydana gelir. Genellikle konuşmadaki ilk değişiklik yumuşak tonla konuşmaktır [28].

Hastaların konuşmalarında her heceye aynı tonda vurgulama söz konusudur. Bazı hastalar hem monoton hem de yumuşak ve hızlı tonda konuşurlar. Kelimeler arasında alışılmış aralar yoktur ve konuşma kelimeleri iç içe geçerek anlaşılmaz duruma gelir. Bazen cümlelerin son kelimelerini tekrarlayabilirler. Anlatılan bu konuşma özellikleri Parkinson hastalığının tipik özellikleridir. Bu tipik özelliklerden başka bazı hastalar yavaş konuşurlar ve ses tonları giderek zayıflar [28].

2.4. Hastalığın Teşhisi

Parkinson hastalığı tanısı için nöroloji uzmanları bacak ve kolların işlevsel yeterliliği, kas durumu, serbest yürüyüş ve dengeyi sağlayabilme durumlarını değerlendirmek için bazı fiziksel testler yaparlar. Tanı için doktorlar bunlara ek olarak kan testleri, nörogörüntüleme teknikleri gibi diğer tanı prosedürlerini de kullanarak tanı koyabilirler [31]. Ancak Parkinson hastalığını kesinleştirecek beyin görüntülemesi ya da kan testi yoktur. Bunlarla birlikte farklı hastalıklardan da şüphelenilen bazı hastalarda MR, kan tetkikleri, lomber ponksiyon (bel bölgesinden bir iğneyle omurga kanalına girilerek beyin-omurilik sıvısı alınması işlemi) gibi ek tetkikler uygulanabilir [32]. Bunlarla birlikte yakın zaman içinde hasta bireylerin ses kayıtları yardımı ile hastalığın tespit çalışmaları yapılmıştır. Bu çalışmalar Bölüm 1’de detaylı olarak anlatılmıştır. Bu tez çalışması kapsamında hasta bireylerin ses kayıtları yardımıyla hastalık tespiti yapılmıştır. Bu tespit yöntemleri ileriki bölümlerde detaylı olarak açıklanacaktır.

2.5. Hastalığın Tedavisi

Parkinson hastalığı, beyinde yaşanan hücre kaybıyla oluşan hastalıkların içinde tedaviye en iyi yanıt veren türdür. Ancak hastalık yavaş ilerlediği için hastaların sürekli olarak doktor takibinde olması gerekir. Bu hastalığın tedavisi için hasta yakınlarını bilinçlendirerek hastaya gerekli ve bilinçli desteği vermeleri sağlanmalıdır. Hastalığın belirtileri ortaya çıktığında hastaların hemen nöroloji uzmanına başvurmaları tedavi için çok önemlidir. Hastalığın erken döneminde tedaviye başlamak hastalığın ilerleyişini yavaşlatarak hastanın hayat kalitesini artırır. Hastalığın

farklı evreleri için farklı tedavi yöntemleri uygulanır. Bu tedavi yöntemlerinde ilk hedef, hastaların hiçbir bağımlılık olmaksızın kendi hayatlarını idame etmelerini sağlamaktır [31].

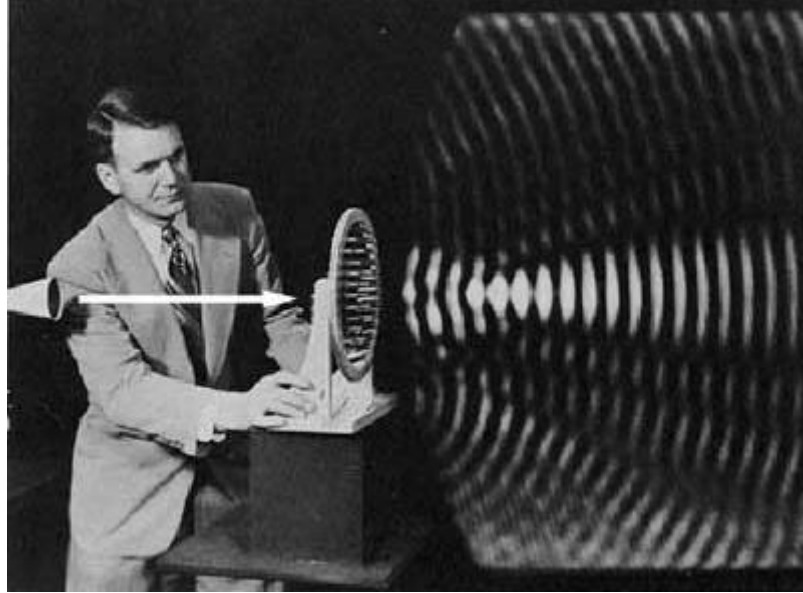
İlaç tedavisi yöntemiyle dopamin üreten hücrelerin kaybını azaltmak, durdurmak ve bu hücrelerin tekrardan dopamin üretmesi hedeflenir. Mevcut ilaçlar beyinde eksilmiş olan dopamini yerine koyar veya onun etkisini taklit eder. Bazıları da dopaminin kimyasal yolla parçalanmasını engelleyerek etkisini artırır. İlaçların ömür boyu, düzenli olarak alınması gerekmektedir. Eğer ilaçlar hekimin tavsiyesi dışında kesilecek olursa, hastalık belirtileri er geç tekrar başlayacağı gibi, ilaçların ani kesilmesi bazen hayatı tehdit eden durumlara da yol açabilir. Tedavide kullanılan aynı çeşit ve aynı dozdaki bir ilaç bir hastada yarar sağlarken, bir diğerinde etkisiz olabilmektedir, yani Parkinson tedavisi tamamen kişiye özeldir [28].

Son yıllarda bazı hastalara uygulanabilen beyin pili olarak bilinen derin beyin stimülasyonu ile hastalığın tipik belirtileri düzeltilmekte ve yaşam kalitesi artırılmaktadır. Bu yöntem kabaca beynin ilgili bölgelerine yerleştirilen uyarım elektrotları ve göğüs ya da karın bölgesinde cilt altına yerleştirilen bataryalardan oluşan derin beyin stimülasyonudur ve hasta bireylere uygulandığında iyi sonuçlar alınmaktadır. Bu tedavi yöntemlerine ek olarak fizyoterapistlerin yardımı ile beden egzersizleri yöntemiyle de tedavi yöntemi vardır. Bu beden egzersizleri kişinin kendini daha iyi hissetmesine, kas sertliğinde yumuşamaya ve hareketlerde yaşanan yavaşlamaların giderilmesine yardımcı olur. Özellikle hastalığın erken evrelerinde hareket kısıtlamaları çok baskın olmadığı için egzersiz rahatlıkla yapılabilir. Bu egzersizler hasta bireylerin cesaretlerinin ve hareket kabiliyetlerinin artmasına yardımcı olur. Hastalığın evresine ve kişinin durumuna göre düzenlenen bu egzersizler hasta bireylere yorgunluk yerine zindelik katar [28, 31].

BÖLÜM 3. SES SİNYALLERİNİN İNCELENMESİ

3.1. Giriş

Ses oluşumunun doğal süreci, ses kaynakları tarafından üretilen titreşimler ile başlar ve işitme organları tarafından algılanarak tamamlanır. Bu ses kaynakları, canlı-cansız herhangi bir nesnedeki moleküllerin titreşmesi sonucu oluşur. Bu yüzden titreşim üreten her madde bir ses kaynağıdır. Bu ses dalgaları bir enerji türüdür ve sahip oldukları bu enerji ile uygun ortamlarda sıkışma ve genleşme yaparak ilerlerler. Bundan dolayı ses dalgaları bir basınç dalgalarıdır. 1960 yılında özel bir ses merceği ve özel bir görüntüleme yöntemi kullanılarak elde edilen ses dalgaları Şekil 3.1.'de gösterilmiştir [33], [34].



Şekil 3.1. Ses dalgalarını gösteren bir fotoğraf [33]

Ses dalgaları mekanik dalgalar olduğu için boşlukta yayılmaz. Bu yüzden ses dalgalarının yayılması için uygun maddesel bir ortama ihtiyaç vardır. Bu ortamdaki ses dalgaları buldukları ortamdaki molekülleri titreterek yayılır. Bu molekül

tanecikleri ne kadar sık ise ses o kadar hızlı yayılır. Bu yüzden katı, sıvı ve gaz ortamlarında ses dalgalarının yayılma hızı sırasıyla azalır. Ayrıca ses dalgalarının yayılma hızını basınç, rüzgâr, sıcaklık gibi dış etmenler de etkiler [33, 34].

Ses dalgalarının taşınması veya saklanması için ses sinyallerine ihtiyaç duyulur. Bu ses sinyalleri, ses dalgalarının elektromanyetik enerjiye dönüştürülmüş halidir. Bu dönüşüm mikrofon gibi elektronik malzemelerle gerçekleştirilir. Bu ses sinyalleri hoparlörler aracılığı ile tekrar ses dalgalarına dönüştürülür. İnsanlarda ise ses sinyali, kulağa gelen ses dalgalarının beyine aktarılması ile oluşur. Bu işlem ilk olarak ses dalgalarının kulak kanalı aracılığı ile kulak zarını titreşmesiyle başlar. Titreşen kulak zarı işitme kemiklerini (örs-çekiç-üzengi) titreşir. Oluşan bu titreşimler “koklea” olarak bilinen spiral şekilli iç kulaktaki sıvı içinde hareket eder ve kokleadaki tüylü hücreleri hareket ettirir. Tüylü hücreler hareketi algılar ve bunu işitme siniri için kimyasal sinyallere dönüştürür. Bunun ardından, işitme siniri aldığı bilgileri elektrik darbeleri ile beyne gönderir ve bu darbeler beyinde ses olarak algılanır [33, 34].

3.2. Sesin Özellikleri

3.2.1. Frekans

Frekans, bir saniyedeki titreşim sayısını temsil eder ve birimi Hertz (döngü/saniye)'dir. Bir dalga frekansı, dalganın yayılırken içinden geçtiği ortamdaki partiküllerin ne sıklıkla titreştiğine bağlıdır. İnsan sesinin frekansı ise ses kıvrımlarının bir saniyedeki titreşim sayısını ifade etmektedir. Konuşma esnasında insan sesinin ortalama frekansı bayanlarda 215 Hz ve erkeklerde 125 Hz civarındadır. Ayrıca insanın işitebileceği frekans aralığı 20-20000 Hz aralığındadır [33].

3.2.2. Genlik

Genlik periyodik harekette maksimum düzey olarak ifade edilir ve dalga tepesi ile dalga çukuru arasındaki uzaklığın yarısına eşittir. Ses dalgasının genliği ise, ses dalgasını oluşturan sıkışma ve genleşmeler arasındaki fark olarak ifade edilir. Ses

dalgaları oluşurken enerji yüklenmesi yüksek olursa oluşan titreşimlerin genliği de büyük olacaktır. Bu sebeple ses dalgasının genliği artıkça ses dalgası daha uzağa taşınır [33].

3.2.3. Ton

Ton, ses çeşitlerini tanımlanırken kullanılan bir ifadedir. Başka bir ifade ile belli titreşim aralıklarını belirtmek için kullanılır. Bu yüzden farklı büyüklükte frekanslara sahip ses dalgaları müzikte ton farklarını meydana getirerek farklı sesleri oluşturur. Ses tonu, parmak izi gibi her insanda farklılık gösterir. Bunun sebebi ise her insanın konuşma frekansının birbirinden farklı büyüklüklere sahip olmasıdır. Bu frekans farklılığının sebebi ise diyafram kasları, ses telleri, diş yapısı gibi ses oluşumunu etkileyen yapıların her insanda farklılık göstermesidir [33].

3.2.4. Tını

Tını, aynı frekansta olmasına rağmen ses kaynakları farklı olduğundan seslerin farklı algılanmasıdır. Bu yüzden tını, sesler arası renk farklılıkları olarak ifade edilir. Seslerin bu renk farklılıkları, taşıyıcı titreşimin üzerine yan titreşimlerin (harmoniklerin) binmesi ile oluşur. Buna örnek verecek olursak, aynı oktavda aynı tonu (notayı) aynı yoğunlukta ve aynı uzunlukta çalan bir flüt ile bir keman arasındaki fark tını farkıdır. Bu tını farklılıkları sayesinde farklı müzik aletlerinden çıkan aynı notalar ayırt edilebilir [33].

3.2.5. Şiddet

Ses dalgalarının taşıdıkları enerjiye bağlı olarak dalganın yönüne dik birim alana iletilen güce ses şiddeti (I) denir ve çoğunlukla “metrekare başına Watt (W/m^2)” olarak ifade edilir. Bu ifadeden de anlaşılacağı üzere sesin şiddeti, sesin kaynağına olan mesafenin karesiyle ters orantılıdır. Ayrıca sesin şiddeti, sesin genliği ile de doğru orantılıdır. Yani sesin genliği arttığında sesin şiddeti de artar [33].

İnsan kulağı çok düşük ve çok yüksek şiddetlerdeki sesleri duyma kabiliyetine sahiptir. İnsan kulağının algılayabileceği en yüksek ses şiddeti, en düşük ses şiddetinin ($I_0=10^{-12} \text{ W/m}^2$) bir milyon katıdır. İnsanın duyabileceği ses şiddeti aralığı bu kadar geniş olduğundan ses şiddeti ölçümü için kullanılan ölçekte logaritmik olarak onun katları şeklinde düzenlenmiş ve bu ölçüğe de “desibel ölçüğü” denilmiştir. Bu ölçüğün birimi “*deciBell (dB)*” dir. Bu ölçüğün kullanılma sebebi ise logaritmada büyük aralıktaki sayıların küçük artışlarla gösterilmesi ve birbirine oranı sabit olan sayıların logaritmaları arasındaki farkın da sabit olmasıdır. Bu ölçek Denklem 3.1’de gösterilmiştir. Denklemde: I , duyulan ses düzeyini, I_0 da işitme alt sınırını ifade eder ve I_0 değerinin büyüklüğü 10^{-12} W/m^2 ’dir.

$$\beta = 10 \log \frac{I}{I_0} \quad (3.1)$$

Denklem 3.1’de de görüldüğü üzere duyulan ses düzeyi (I) işitme alt sınırına (I_0) eşit ise $\beta=0 \text{ dB}$ olur. Yani 0 dB işitme alt sınırını göstermektedir [33].

3.3. İnsanda Ses Sinyali ve Konuşma Oluşumu

Akciğer ve diyafram bölgesinden gırtlığa itilen hava ile insanda anatomik olarak ses oluşumu başlar. Bu itilen hava, gırtlak bölgesindeki ses tellerini hareket ettirerek titreşim oluşturur. Bu titreşim ağız boşluğu bölgesinden genliği yükselterek algılayıcılara iletilir [34].

Ses telleri, üretimin ilk oluştuğu kaynaktır ve fizyolojide ses kalitesi için anahtar faktördür. Bu bölgede sesin oluşumu, ses tellerinin titreşimi ile elde edilir ve hızlıca tekrarlanan bu titreşim biyolojide “fonasyon” olarak tanımlanır. Titreşimin doğal sonucu olarak bu noktada temel frekans elde edilir. Fonasyon sırasında diyaframdan gelen hava akımı herhangi bir yere çarpmadan ağız yoluyla titreşimi doğrudan algılayıcıya iletebiliyorsa “ötümlü sesler” elde edilir. Bu durumun tam tersi, yani titreşimle oluşmuş hava akımının engellerle karşılaşması durumunda da “ötümsüz

sesler” ortaya çıkar. Ötümlü seslerin frekans ve armonik yapısı, ötümsüzlere göre daha düzenli ve analizi nispeten daha kolaydır [34].

Ağız boşluğu bölgesi dil, diş, burun, dudak vb. organları içinde barındırmaktadır. Bu boşluğun şekilsel yapısı ve içinde bulunan organlar insandan insana farklılık gösterdiğinden farklı büyüklükte ses genliği veya tınısı oluşmasına sebep olur. Fonasyon yoluyla oluşan temel frekans üzerine bu bölgede yeni frekanslar eklenir ve tınısal yapı tamamlanır. Bu tınısal yapıya “formant”, formantı oluşturan enerjisi en yüksek belirleyici frekanslara ise “formant frekansı” adı verilir. Formantı belirleyen en önemli etkenlerden biri de ağız boşluğunda titreşim genliğinin yükseltilmesidir. Bu nedenle ağız boşluğu dil, diş, burun, dudak vb. organlarla birlikte silindirik bir tınlaşım (rezonans) kutusuna benzetilebilir [34].

BÖLÜM 4. SINIFLANDIRMA, DENGELEME VE ÖZELLİK SEÇME ALGORİTMALARI

4.1. Veri Setleri

Bu tez çalışmasında kullanılan veri seti, İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Nöroloji Anabilim Dalı kaynaklı Machine Learning Repository'den alınmıştır. Veri seti, Parkinson hastası 188 (107 erkek ve 81 kadın) birey ile sağlıklı 64 (23 erkek ve 41 kadın) bireye üç defa “a” harfini söyleterek oluşturulan 756 ölçümden oluşmaktadır [27]. Her bir ölçüm içinde bir tanesi etiket olmak üzere 753 özellik mevcuttur. Etiket grubu hasta (1) ve sağlıklı (0) bireyleri göstermektedir. Tablo 4.1.'de ID numarası; ölçüm alınan kişileri belirtmek için sıfırdan başlayarak sırayla verilen numaradır. Ayrıca bu tabloda cinsiyetlerde gösterilmiştir.

Tablo 4.1. Ham veri seti

Ölçüm Sayısı	ID numarası	Cinsiyet (Bay (1)- Bayan (0))	Veri Özellik Sayısı				Etiket (Hasta (1)- Sağlıklı (0))
			1	2	. . .	752	
1	0	1	0,85	0,72	. . .	18,94	1
2	0	1	0,77	0,69	. . .	45,18	1
3	0	1	0,85	0,68	. . .	4,77	1
.
.
.
756	251	0	0,81	0,76	. . .	3,15	0

Bu tez çalışmasında ham veri setindeki, bay ve bayan verileri ayırarak iki yeni veri seti daha oluşturuldu ve bu veri setleri sırasıyla Tablo 4.2. ve Tablo 4.3.'te gösterilmiştir.

Tablo 4.2. Ham bay veri seti

Ölçüm Sayısı	ID numarası	Cinsiyet (Bay (1))	Veri Özellik Sayısı				Etiket (Hasta (1)-Sağlıklı (0))
			1	2	. . .	752	
1	0	1	0,85	0,72	. . .	18,94	1
2	0	1	0,77	0,69	. . .	45,18	1
3	0	1	0,85	0,68	. . .	4,77	1
.
.
.
390	249	1	0,81	0,80	. . .	15,52	1

Tablo 4.3. Ham bayan veri seti

Ölçüm Sayısı	ID numarası	Cinsiyet (Bayan (0))	Veri Özellik Sayısı				Etiket (Hasta (1)-Sağlıklı (0))
			1	2	. . .	752	
1	1	0	0,41	0,80	. . .	4,06	1
2	1	0	0,33	0,80	. . .	6,12	1
3	1	0	0,51	0,79	. . .	3,23	1
.
.
.
366	251	0	0,81	0,76	. . .	3,15	0

4.2. Veri Setlerini Özellik Gruplarına Ayırma

Ham veri setindeki 752 özellik, bazı özellik gruplarından oluşmaktadır. Bunlar Temel özellikler (Baseline features), Yoğunluk parametreleri (Intensity parameters), Formant frekanlar (Formant frequencies), Bant genişliği parametreleri (Bandwidth Parameters), Vokal kıvrım (Vocal Fold), Mel-frekans cepstral katsayısı (Mel-frequency cepstral coefficient (MFCC)) ve Dalgacık özellikleri (Wavelet features)'dir. Intensity Parameters, Formant Frequencies ve Bandwidth Parameters yakın özellikler olduğu için Zaman frekansı özellikleri (Time frequency features) olarak birleştirilmiştir. Böylelikle işleme alınacak 5 temel özellik grubu ve tüm özelliklerden oluşan toplam 6 veri özellik grubu oluşturuldu ve bu veri grupları Tablo 4.4.'te gösterildi. Bu tablo bay

ve bayan veri setleri içinde geçerlidir. Çünkü bu veri setleri ham veri setinin içinden ayrıştırılarak oluşturulduğundan her üç veri setinin de özellik grupları aynıdır.

Tablo 4.4. Veri seti özellik gruplarının dağılımı

Veri Özellik Grupları	Özelliklerinin Sayısı
Baseline	21
Mfcc	84
Time	11
Vokal	22
Wavelet	614
Tüm	752

4.3. Veri Setlerini Dengeleme

Etiket sınıfındaki değerlerin sayısı eşit olmayan veri setleri dengesiz veri setleri olarak adlandırılır. Bu veri setleri ile yapılan çalışmalarda doğruluk değerleri performans değerlendirmede yanıltıcı karar vermeye sebep olabilmektedir [24]. Bu olumsuz durumu izole edebilmek için Bölüm 4.4.1.'de anlatılan sistematik örnekleme yöntemi kullanılarak veri setleri dengeli hale getirilmiştir.

Ham veri setindeki 756 etiket grubunun 192'si sağlıklı (0) ve 564 hasta (1), bay veri setindeki 390 etiket grubunun 69 sağlıklı (0) ve 321 hasta (1) ve bayan veri setindeki 366 etiket grubunun 123 sağlıklı (0) ve 243 hasta (1) etiketlidir. Bu dengesiz veri setlerinin dengelenmiş hali sırasıyla Tablo 4.5., Tablo 4.6. ve Tablo 4.7.'de gösterilmiştir.

Tablo 4.5. Ham veri setinin dengeli hali

	Ham Veri Seti	Ham Dengeli Veri Seti
Hasta	564	192
Sağlıklı	192	192
Toplam	756	384

Tablo 4.6. Bay veri setinin dengeli hali

	Bay Veri Seti	Bay Dengeli Veri Seti
Hasta	321	69
Sağlıklı	69	69
Toplam	390	138

Tablo 4.7. Bayan veri setinin dengeli hali

	Bayan Veri Seti	Bayan Dengeli Veri Seti
Hasta	243	123
Sağlıklı	123	123
Toplam	366	246

4.4. Özellik Seçme Algoritmaları

Teknolojide yaşanan hızlı gelişmeler birçok alanda büyük veri setlerinin oluşmasına ve bu veri setlerinin her gün katlanarak artmasına sebep olmuştur. Bu devasa veri yığınlarının analiz edilmesinde geleneksel yöntemler yetersiz kalmıştır. Bu nedenle yeni tasarlanmış özellik seçme yöntemlerine olan ihtiyaç da giderek artmıştır. Özellik seçme yöntemlerindeki amaç; veri seti içindeki gereksiz, ilgisiz, gürültülü, yanıltıcı gibi özellikleri çıkartmaktır. Seçilen özelliklerle gerçekleştirilen sınıflandırma işleminde, gürültü ve ilgisiz özellikler özgün veriden çıkarılmış olur. Bunun sonucu olarak da işlem sayısı azalmakta ve sınıflandırılmış özellikler üzerinde yapılan yorumlar kolaylaşmaktadır [35].

Örnek sayısının az ve korelasyonları yüksek birçok özelliğin bulunduğu veri setlerinde özellik seçme yöntemlerine duyulan ihtiyaç daha da artmaktadır. Bu veri setlerinde özellik seçme algoritmaları, veri kümesi içindeki gürültülü ve gereksiz özellikleri izole ederek verilerin daha sağlıklı ifade edilmesini sağlamaktadır. Ayrıca örnekleme kayıtlarının az olduğu durumlarda sınıflandırıcı algoritmasının başarı oranını artırmaktadır [35]. Bu çalışmada özellik seçme işlemi, Sistemik Örneklem ve Eta Korelasyon Katsayısı yöntemleriyle gerçekleştirildi. Bu yöntemler aşağıda detaylı olarak açıklanmıştır.

4.4.1. Sistematik örnekleme

Sistematik örnekleme yönteminde Denklem 4.1’de de görüldüğü üzere ilk olarak veri sayısını (N) istenilen örnek veri sayısına (n) bölerek devir sayısı (d) hesaplanır. Devir sayısı bu orana eşit ya da küçük olmalıdır. Ardından 1 ile d arasında bir başlangıç sayısı (a) belirlenir. En son olarak da Denklem 4.2’de görüldüğü üzere başlangıç sayısından başlayarak, başlangıç sayısına devir sayısı eklenerek veri setinden seçilecek özelliklerin konumu belirlenir.

$$d \leq \frac{N}{n} \quad (4.1)$$

$$1 \leq a \leq d$$

$$a, a + d, a + 2d, \dots, a + d(n - 1) \quad (4.2)$$

Sistematik örnekleme yönteminin avantajları, seçim işleminin olasılıklı olduğundan her bireye eşit olasılıkla seçilme şansı vermesi, veri kümesi çok büyük olsa bile seçim işleminin kolay olması ve istatistiksel değerlendirme ağırlıksız yapıldığından işlemler ve sonuçların yorumunun kolay olmasıdır. Sistematik örneklemin dezavantajları, örnekleme seçimi yapılacak olan veri setinin listesinin hazırlanması ve örnekleme seçilen bireyler çok geniş ve dağınık bir konumda iseler bunların konumunun bulunmasının zor ve zaman alıcı olmasıdır. Ayrıca seçilen verinin, veri setindeki konumu ($a+d(n-1)$), veri seti sayısından (N) büyük olması durumu da söz konusudur. Böyle bir durumda başlangıç sayısını (a) değiştirerek Denklem 4.2’deki ifadelerle veriler tekrardan belirlenir.

4.4.2 ETA korelasyon katsayısı

Korelasyon katsayıları, değişkenleri arasındaki ilişkinin kuvveti ve yönü hakkında bilgi veren ölçütlerdir. Karşılaştırılan değişkenlerin tipine göre kullanılacak olan korelasyon katsayısı formülü değişmektedir. Makine öğrenmesi alanında verilerin geneli sürekli sayısal verilerdir. Bu çalışmada niteliksel ve sürekli sayısal değişkenler arasında korelasyon katsayısı hesaplanması yapılmıştır [35]. Bu çalışmada, bu

değişkenler için uygun olan Eta korelasyon katsayısı (r_{pb}) Denklem 4.3'te gösterildiği gibi hesaplandı. Bu hesaplanan değerler kullanılarak veri setinden özellikler seçildi.

$$r_{pb} = \frac{\bar{Y}_1 - \bar{Y}_0}{s_y} \sqrt{p_0 p_1} \quad (4.3)$$

\bar{Y}_0 ve \bar{Y}_1 sırasıyla 0 ve 1 etiketli verilerin ortalamasıdır. s_y ise her iki sınıftaki verilerin standart sapmasıdır ve Denklem 4.4'deki ifadeyle hesaplanır.

$$s_y = \sqrt{\frac{\sum Y^2 - \frac{(\sum Y)^2}{n}}{n}} \quad (4.4)$$

p_0 ve p_1 Denklem 4.5'teki ifadeyle hesaplanır ve buradaki N , N_0 ve N_1 sırasıyla toplam etiket sayısı, 0 etiketli elamanların sayısı ve 1 etiketli elamanların sayısını gösterir.

$$p_0 = \frac{N_0}{N}, p_1 = \frac{N_1}{N} \quad (4.5)$$

Eta korelasyon katsayısı yöntemiyle ham, bay ve bayan veri setlerinin %20'si seçilmiştir ve bu işlem Tablo 4.8.'de gösterilmiştir.

Tablo 4.8. Eta korelasyon katsayısı yöntemi ile seçilen özelliklerin sayısı

	Dengeli		Dengesiz	
	Hepsi	Eta	Hepsi	Eta
Baseline	21	4	21	4
MFCC	84	17	84	17
Time	11	2	11	2
Vocal	22	4	22	4
Wavelet	614	123	614	123
Toplam	752	150	752	150

4.5. Sınıflandırma Algoritmaları

Bu tez çalışmasında sınıflandırma işlemi karar ağaçları ve destek vektör makinaları ile gerçekleştirildi. Sınıflandırma işlemi yapılmadan veri setleri %75 eğitim ve %25 test grubu olmak üzere ikiye ayrıldı. Test ve eğitim veri setlerini oluştururken bu oranın kullanılmasının sebebi Tablo 5.1.'de görüldüğü üzere en ideal sonucun bu oranda elde edilmesidir.

Ham, bay ve bayan veri setlerinin eğitim ve test veri gurupları sırasıyla Tablo 4.9., Tablo 4.10. ve Tablo 4.11.'de gösterilmiştir. Bu ayırma işlemi sistematik örnekleme yöntemiyle gerçekleştirildi. Oluşturulan her bir eğitim veri seti için hibrit makine öğrenmesi temelli modeller kuruldu. Tasarlanan modeller, test veri setleri ile çalıştırılarak sistemin performans değerlendirilmesi yapıldı.

Tablo 4.9. Eğitim (%75) ve test (%25) ham veri seti dağılımı

Dengeli				Dengesiz				Etiket
Tüm Özellikler		Eta ile Seçilmiş		Tüm Özellikler		Eta ile Seçilmiş		
Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	
144	48	144	48	421	143	421	143	Hasta
144	48	144	48	146	46	146	46	Sağlıklı

Tablo 4.10. Eğitim (%75) ve test (%25) bay veri seti dağılımı

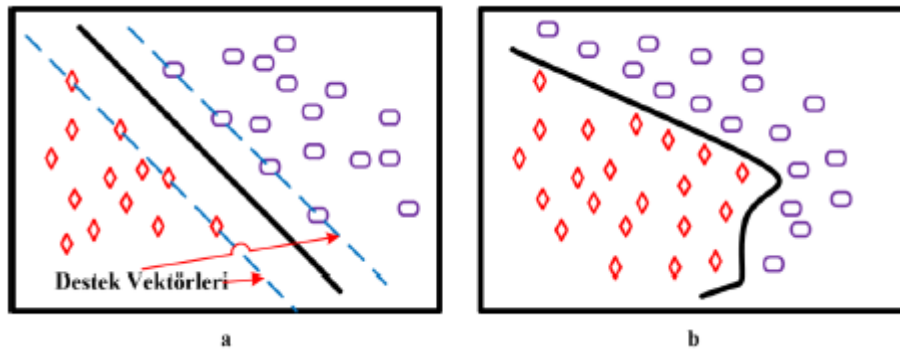
Dengeli				Dengesiz				Etiket
Tüm Özellikler		Eta ile Seçilmiş		Tüm Özellikler		Eta ile Seçilmiş		
Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	
51	18	51	18	239	82	239	82	Hasta
53	16	53	16	54	15	54	15	Sağlıklı

Tablo 4.11. Eğitim (%75) ve test (%25) bayan veri seti dağılımı

Dengeli				Dengesiz				Etiket
Tüm Özellikler		Eta ile Seçilmiş		Tüm Özellikler		Eta ile Seçilmiş		
Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	
92	31	92	31	179	64	179	64	Hasta
93	30	93	30	96	27	96	27	Sağlıklı

maksimum olduğu yer tespit edilir ve araya bir eğri uydurulur. Bu eğri sınıflandırma işlemi için genelleştirilmiş çözüm olarak kabul edilir [37].

SVM yöntemi danışmalı öğrenme yöntemleri arasında en iyi ve en basit mantıkla çalışan algoritmalardan birisidir. SVM algoritması eğitim veri setini kullanarak kendisine uygun bir sınıflandırma yöntemi geliştirir. Ardından bu geliştirdiği yöntemle test veri setini minimum hata ile sınıflandırmaya çalışır. SVM sınıflandırma problemlerinin yanında regresyon analizinde de etkin olarak kullanılır.



Şekil 4.2. SVM yöntemi ile lineer (a) ve lineer olmayan (b) ayırma [37]

4.6. Performans Değerlendirme Kriterleri

Bu tez çalışmasında karar ağaçları ve destek vektör makinaları ile tasarlanan modellerin performanslarının test edilmesi için farklı performans değerlendirme kriterleri kullanılmıştır. Bu kriterler; doğruluk oranı (accuracy rates), duyarlılık (sensitivity), özgüllük (specificity), F-ölçümü, ROC eğrisi altındaki alan (AUC) ve kappa katsayısı (kappa value)'dır. Bu performans değerlendirme kriterleri alt başlıklarda detaylı bir şekilde açıklandı.

4.6.1. Doğruluk oranı

Doğruluk oranı Denklem 4.6'da gösterildiği üzere hesaplanır. Denklem 4.6'da yer alan TP , TN , FP ve FN ifadeleri aşağıda açıklanmıştır.

- Doğru Pozitif (True Positives, TP): Tahmin edilen değer ile gerçek değer pozitif ise doğru pozitif (TP) olarak ifade edilir.

- Doğru Negatif (True Negatives, *TN*): Tahmin edilen değer ile gerçek değer negatif ise doğru negatif (*TN*) olarak ifade edilir.
- Yanlış Pozitif (False Positives, *FP*): Tahmin edilen değer pozitif ve gerçek değer negatif ise yanlış pozitif (*FP*) olarak ifade edilir.
- Yanlış Negatif (False Negatives, *FN*): Tahmin edilen değer negatif ve gerçek değer pozitif ise yanlış negatif olarak ifade edilir.

Bu çalışmada pozitif ve negatif değerler sırasıyla hasta (1) ve sağlıklı (0) ifadelerini göstermektedir. Bir sistemin doğruluk oranının 100 olması hedeflenir. Doğruluk oranının 100 olması tasarlanmış olan modelin tüm sorulara doğru cevap verdiği anlamına gelir [37].

$$\text{Doğruluk Oranı} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \times 100 \quad (4.6)$$

4.6.2. Duyarlılık

Duyarlılık, gerçek hastalar içinde testin hastaları ayırma yeteneğini gösterir ve Denklem 4.7'deki gibi hesaplanır. Duyarlılık 0 ile 1 arasında değişir. Teşhis amaçlı bir testin duyarlılık değerinin 1 olması istenir. Bir testin duyarlılık değerinin 1 olması, o testin tüm hastaları doğru olarak teşhis edebildiğini gösterir [37].

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.7)$$

4.6.3. Özgüllük

Özgüllük, testin gerçek sağlıklıları içinde sağlıklıları ayırma yeteneğidir ve Denklem 4.8'deki gibi hesaplanır. Özgüllük 0 ile 1 arasında değişir. Hastalığın doğrulanması gereken durumlarında kullanılır. Bir testin özgüllük değerinin 1 olması, o testin tüm sağlıklıları doğru olarak tespit edebildiğini gösterir [37].

$$\text{Özgüllük} = \frac{TN}{FP + TN} \quad (4.8)$$

4.6.4. F-Ölçümü

F-Ölçümü, oluşturulan modelin etkinliğini belirlemek amacıyla kullanılır. Elde edilen değer duyarlılık ve özgüllük değerlerinin ağırlıklı ortalamasıdır. F-Ölçümü Denklem 4.9'daki gibi hesaplanır. 0 ile 1 arasında değişen değer alır. 1 oluşturulan modelin mükemmel olduğunu, 0 ise çok kötü olduğunu belirtir [37].

$$F - \text{Ölçümü} = 2 \times \frac{\text{özgüllük} \times \text{duyarlılık}}{\text{özgüllük} + \text{duyarlılık}} \quad (4.9)$$

4.6.5. Alıcı işletim karakteristiği altındaki alan

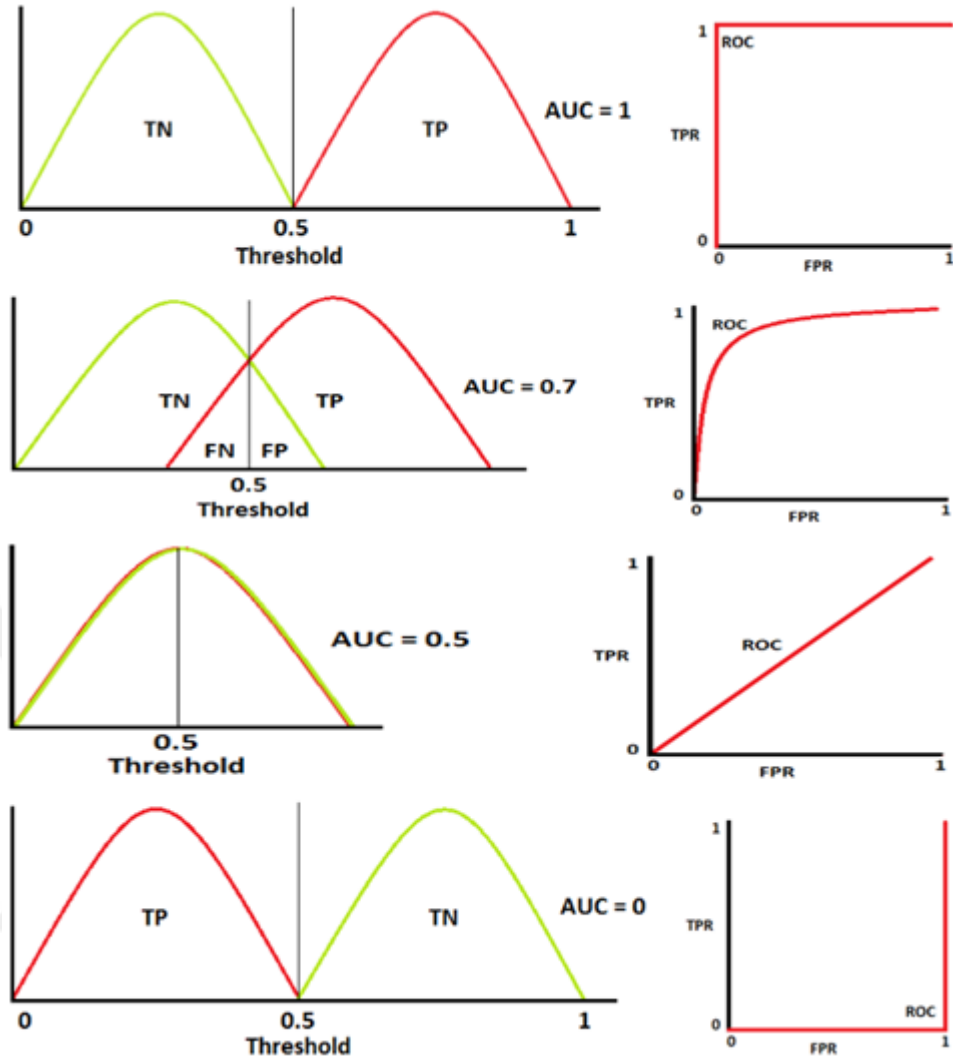
Alıcı işletim karakteristiği altındaki alan (Area Under The Curve - AUC) makine öğrenmesi performans ölçümünde önemli bir konudur. Bu yüzden bir sınıflandırma probleminin performansının değerlendirilmesinde AUC-ROC eğrisinden yararlanır. Özellikle dengesiz veri setlerinin bulunduğu durumlarda, makine öğrenmesi algoritmalarının performansını değerlendirmek için en yaygın kullanılan ölçümlerden biridir ve modelin tahmininde ne kadar iyi olduğunu açıklar. AUC, ROC eğrisinin altında kalan alanı ifade ettiğinden ilk olarak ROC eğrileri anlatıldı.

ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrileri, karar vermede kullanılacak değişkenin sürekli olduğu ve sonuç değişkeninin özellikle iki olasılıklı (hasta-sağlıklı, var-yok gibi) olduğu durumlarda kullanılır. Bir ROC eğrisi sürekli değişken durumlar için olası tüm kesim noktalarını gösterir ve her kesim noktasında değişik sonuçların (TP , TN , FP ve FN) sıklığı hakkında kestirimler yapılmasına olanak sağlar. Ayrıca farklı tanı testlerinin doğru tanı koymadaki başarılarının kıyaslanmasına da imkân sağlar [37].

Bir ROC eğrisi, farklı eşik değerleri için x -ekseni, yanlış pozitif oranı ($1-\text{özgüllük}$) ve y -ekseni, doğru pozitif oranı (duyarlılık) oranlarının yer aldığı bir eğridir. Bu eğrinin x ve y eksenleri 0 ile 1 aralığında değer alırlar. ROC eğrisinde her nokta, farklı eşik değerlerine karşılık gelen “ duyarlılık ” ve “ $1-\text{özgüllük}$ ” değerlerini ortaya koyar. Doğru pozitif oranının yüksek, yanlış pozitif oranının düşük olduğu sonuçlar başarılı sonuçlar elde edildiğini göstermektedir. ROC eğrilerinin yanlış pozitif oranı eksenine (x) yaklaşması sistemin başarısının düştüğünü gösterir. Sistem başarısının tek bir değer ile ifade edilmesi ROC eğrisinin altında kalan alan ile ifade edilmektedir. Bu alan ne kadar büyükse sistemin performansı da o kadar yüksek olur [38].

AUC değerinin 1, 0,7, 0,5 ve 0 olduğu durumlar ve bu durumlardaki ROC eğrileri Şekil 4.3.’te gösterilmiştir. Bu eğrilerde kırmızı dağılım eğrisi, pozitif sınıfı ve yeşil dağılım eğrisi, negatif sınıfı göstermektedir.

- AUC=1 olduğu durumda iki dağılım eğrisi hiçbir şekilde örtüşmemektedir ve model, pozitif sınıf ile negatif sınıfı hatasız bir şekilde ayırabilmektedir.
- $0,5 < \text{AUC} < 1$ olduğu durumda iki dağılım eğrisi kesişmektedir bundan dolayı model, pozitif sınıf ile negatif sınıf belli bir hata oranı ile ayrımı yapılabilmektedir. AUC=0,7 olduğunda, sistemin ayırma kabiliyeti %70’tir. Bu oran eşik değerine bağlı olarak düşebilir veya artabilir.
- AUC=0,5 olduğu durumda, modelin sınıf ayırma kabiliyeti yoktur.
- AUC=0 olduğu durumda, model sınıfları ileri sürer. Yani pozitif sınıfın tamamını negatif, negatif sınıfın tamamını da pozitif olarak tahmin eder.



Şekil 4.3. AUC'nin 1, 0,7, 0,5 ve 0 değerleri için ROC ve sınıf (TP, TN) dağılım eğrileri [38]

4.6.6. Kappa katsayısı

Kappa katsayısı, tamamen şansa bağlı olarak ortaya çıkan "şans uyuşumlarını" düzelterek güvenilirlik hakkında bilgi veren bir katsayıdır. Kappa katsayısının uyuşumun derecesi ile ilgili olarak literatürde farklı sınır değerleri tanımlanmış ve bu tez çalışmasında kullanılan değer aralıkları Tablo 4.12.'de gösterilmiştir [37].

Tablo 4.12. Kappa katsayısının sınır aralıkları

Kappa katsayısı	Açıklama
0,81-1,00	Çok iyi düzeyde uyum
0,61-0,80	İyi düzeyde uyum
0,41-0,60	Orta düzeyde uyum
0,21-0,40	Düşük düzeyde uyum
0,00-0,20	Zayıf uyum
<0,00	Çok zayıf uyum



BÖLÜM 5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında Parkinson hastalığının teşhisi için insan ses kayıtlarından yararlanarak hibrit makine öğrenmesi temelli modeller oluşturulmuştur. Bu modeller oluşturulurken öncelikle veri seti cinsiyet bazlı ayrılmış ardından dengelenmiş daha sonra da özellik gruplarına göre sınıflandırılmıştır. Ardından Eta korelasyon katsayısı yöntemiyle veri setlerinin %20'si seçilmiştir. Son olarak da oluşan tüm veri setleri için karar ağaçları ve destek vektör makinaları kullanılarak hibrit makine öğrenmesi temelli teşhis algoritmaları geliştirilmiştir.

Bu çalışmada eğitim-test veri setlerinin oranını seçerken Tablo 5.1.'deki sonuçlar göz önüne alınmıştır. Bu tabloda ham veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen modellerde test veri setinin yüzdelik değişimine göre performans değişimi gösterilmiştir. Tablo 5.1.'deki “Doğruluk” değeri, ilgili test veri setinin performans değerlendirme kriterlerinin tamamının ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Örnek verecek olursak, %25 test oranına sahip Tablo 5.2.'deki dengesiz veri seti ile tasarlanan modelin test performans sonuçlarının tamamının (Tüm performans değerlendirme kriterleri 100 üzerinden hesaplanmıştır) ortalaması Tablo 5.1.'de de görüldüğü gibi %70,78'dir. Tablo 5.1.'deki “Ortalama” değeri ise “Doğruluk” değerlerinin ortalaması alınarak hesaplanmıştır.

Tablo 5.1.'deki en iyi Ortalama değeri %69,24'tür. Bu değer test oranı %15 olduğunda elde edilmiştir. Bu en iyi sonuç az sayıda test verisinden elde edildiği için kullanılmamıştır. Bu sebeple bu çalışmada daha fazla test verisi içeren ikinci en iyi sonucun elde edildiği %25 test oranı kullanılmıştır. %25 Test değerindeki “Ortalama” değeri ise Tablo 5.1.'de de görüldüğü üzere %68,58'dir. Bu sebeple bu çalışmada veri setleri %75 Eğitim, %25 Test olmak üzere iki gruba ayrılmıştır ve elde edilen sonuçlar aksi belirtilmedikçe bu oran kullanılarak elde edilmiştir.

Tablo 5.1. Test oranının deęişmesine karşılık performans deęişimi

Test %	Dengesiz	Dengesiz Seçilmiş	Dengeli	Dengeli Seçilmiş	Ortalama
	Doęruluk	Doęruluk	Doęruluk	Doęruluk	
50,00	68,41	67,96	64,69	62,26	65,83
45,00	69,72	66,90	63,67	64,63	66,23
40,00	67,36	67,80	62,31	61,76	64,81
35,00	68,25	67,62	63,98	62,13	65,50
30,00	68,48	67,39	67,18	64,71	66,94
25,00	70,78	70,94	67,09	65,51	68,58
20,00	63,90	61,63	63,89	58,84	62,07
15,00	68,04	70,12	68,77	70,05	69,24
10,00	62,66	59,49	69,46	70,91	65,63

Ham dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.2.'de gösterilmiş ve bu modeller içinde en iyi test doęruluk oranı Tüm özellik veri setinden elde edilmiştir. Bu veri seti ile tasarlanan modelin doęruluk oranı, duyarlılık ve özgüllük deęeri sırasıyla %81,48, 0,86 ve 0,67'dir. Tablo 5.2.'de de görüldüğü üzere Özgüllük deęerlerinin düşük olmasına rağmen Duyarlılık deęerleri çok daha iyidir. Bunun sebebi ise dengesiz veri setinde hasta veri sayısının sağlıklı veri sayısından fazla olması olabilir. Bu yüzden bu model kararlı çalışmamaktadır.

Tablo 5.2. Ham dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	82,89	0,53	0,93	0,68	0,73	0,51
	Test	79,37	0,54	0,87	0,67	0,71	0,43
MFCC	Eğitim	83,60	0,64	0,90	0,75	0,77	0,56
	Test	80,42	0,61	0,87	0,72	0,74	0,47
Time	Eğitim	80,78	0,50	0,91	0,65	0,71	0,45
	Test	78,84	0,48	0,89	0,62	0,68	0,39
Vocal	Eğitim	82,72	0,58	0,91	0,71	0,75	0,52
	Test	72,49	0,41	0,83	0,55	0,62	0,24
Wavelet	Eğitim	94,89	0,92	0,96	0,94	0,94	0,87
	Test	75,13	0,61	0,80	0,69	0,70	0,38
Tüm Özellikler	Eğitim	97,88	0,97	0,98	0,97	0,97	0,94
	Test	81,48	0,67	0,86	0,76	0,77	0,52

Ham dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.3.'te gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı %75 olarak Wavelet veri setinden elde edilmiştir. Bu veri setinin özgüllük ve duyarlılık değerleri ise sırayla 0,77 ve 0,73'tür. Ham dengeli veri setiyle oluşturulan modellerle elde edilen doğruluk oranı ham dengesiz veri setiyle oluşturulan modellerin doğruluk oranından daha düşüktür. Ancak ham dengeli veri setleriyle oluşturulan modellerin özgüllük ve duyarlılık değerleri birbirine daha yakın olduğu için ham dengesiz veri seti ile tasarlanan modellerden daha kararlıdır.

Tablo 5.3. Ham dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	77,08	0,78	0,76	0,77	0,77	0,54
	Test	70,83	0,73	0,69	0,71	0,71	0,42
MFCC	Eğitim	73,96	0,68	0,80	0,73	0,74	0,48
	Test	66,67	0,63	0,71	0,66	0,67	0,33
Time	Eğitim	83,68	0,87	0,81	0,84	0,84	0,67
	Test	71,88	0,83	0,60	0,70	0,72	0,44
Vocal	Eğitim	70,49	0,79	0,62	0,69	0,70	0,41
	Test	69,79	0,79	0,60	0,69	0,70	0,40
Wavelet	Eğitim	90,97	0,90	0,92	0,91	0,91	0,82
	Test	75,00	0,77	0,73	0,75	0,75	0,50
Tüm Özellikler	Eğitim	73,96	0,68	0,80	0,73	0,74	0,48
	Test	66,67	0,63	0,71	0,66	0,67	0,33

Ham dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.4.'te gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı Tüm özellik veri setinden elde edilmiştir. Tablo 5.4.'te görüldüğü üzere Tüm özellik veri setleriyle oluşturulan modelle elde edilen doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %84,66, 0,70 ve 0,90'dır. Bu değerler özellik seçme işlemi uygulanmadığında sırasıyla %81,48, 0,67 ve 0,86'ydı. Buradan da anlaşılacağı üzere Eta korelasyon yöntemi ile özellikleri seçilen ham dengesiz veri setiyle tasarlanan modelin performansı özellik seçme işleminin uygulanmadığı ham dengesiz veri setiyle oluşturulan modelden daha yüksek ve daha kararlıdır.

Tablo 5.4. Ham dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	78,13	0,36	0,93	0,52	0,64	0,34
	Test	79,37	0,39	0,92	0,55	0,66	0,36
MFCC	Eğitim	85,19	0,58	0,95	0,72	0,76	0,57
	Test	80,95	0,50	0,91	0,65	0,70	0,44
Time	Eğitim	79,54	0,32	0,96	0,47	0,64	0,34
	Test	79,37	0,28	0,96	0,44	0,62	0,30
Vocal	Eğitim	77,78	0,36	0,92	0,51	0,64	0,33
	Test	71,96	0,28	0,86	0,43	0,57	0,16
Wavelet	Eğitim	93,30	0,84	0,97	0,90	0,90	0,82
	Test	84,13	0,74	0,87	0,80	0,81	0,59
Tüm Özellikler	Eğitim	95,06	0,86	0,98	0,92	0,92	0,87
	Test	84,66	0,70	0,90	0,78	0,80	0,59

Ham dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.5.'te gösterilmiş ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı Tüm özellik veri setinden elde edilmiştir. Tablo 5.5.'te görüldüğü üzere Tüm özellik veri setleriyle oluşturulan modellerde elde edilen doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %81,25, 0,88 ve 0,75'tir. Özellik seçme işlemi uygulanmadığında en iyi sınıflandırma sonucu Wavelet veri setinden elde edilmişti. Bu veri seti için doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %75, 0,77 ve 0,73'tü. Buradan da anlaşılacağı üzere Eta korelasyon yöntemi ile özellikleri seçilen ham dengeli veri setiyle tasarlanan modelin performansı özellik seçme işleminin uygulanmadığı ham dengeli veri setiyle oluşturulan modelden daha yüksek ve daha karardır. Ayrıca özellik seçme işlemi uygulandığında en iyi sonucun alındığı veri setinin de değiştiği görülmektedir.

Tablo 5.5. Ham dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

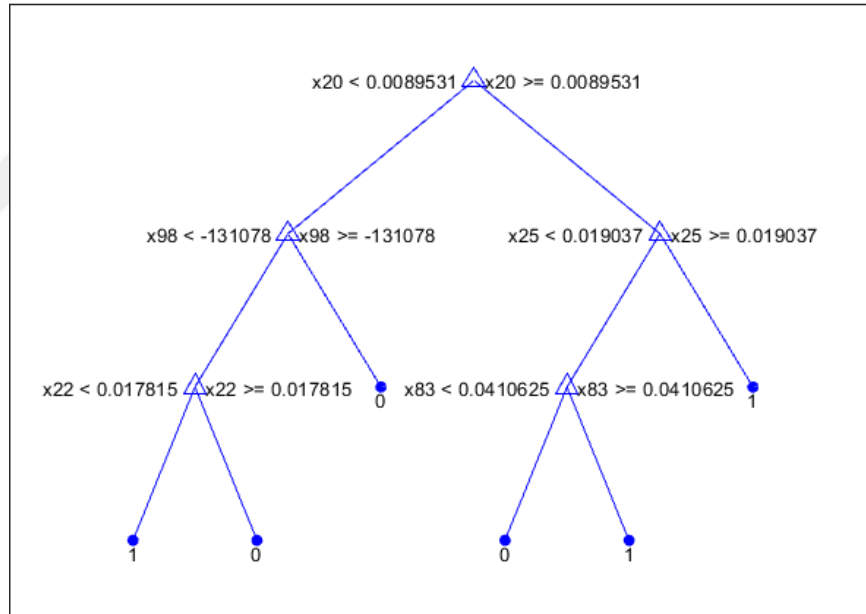
		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	79,17	0,82	0,76	0,79	0,79	0,58
	Test	71,88	0,73	0,71	0,72	0,72	0,44
MFCC	Eğitim	79,51	0,88	0,72	0,79	0,80	0,59
	Test	64,58	0,81	0,48	0,60	0,65	0,29
Time	Eğitim	68,75	0,64	0,74	0,68	0,69	0,38
	Test	62,50	0,63	0,63	0,63	0,63	0,25
Vocal	Eğitim	65,97	0,56	0,76	0,64	0,66	0,32
	Test	67,71	0,60	0,75	0,67	0,68	0,35
Wavelet	Eğitim	95,49	0,93	0,98	0,95	0,95	0,91
	Test	64,58	0,73	0,56	0,64	0,65	0,29
Tüm Özellikler	Eğitim	90,97	0,94	0,88	0,91	0,91	0,82
	Test	81,25	0,88	0,75	0,81	0,81	0,63

Bu çalışmanın tamamında, en iyi sonuçları seçerken tüm test performans değerlendirme kriterlerinin 100 üzerinden aritmetik ortalaması alınmış ve ardından bu ortalamaya göre en iyi beş sonuç seçilmiştir.

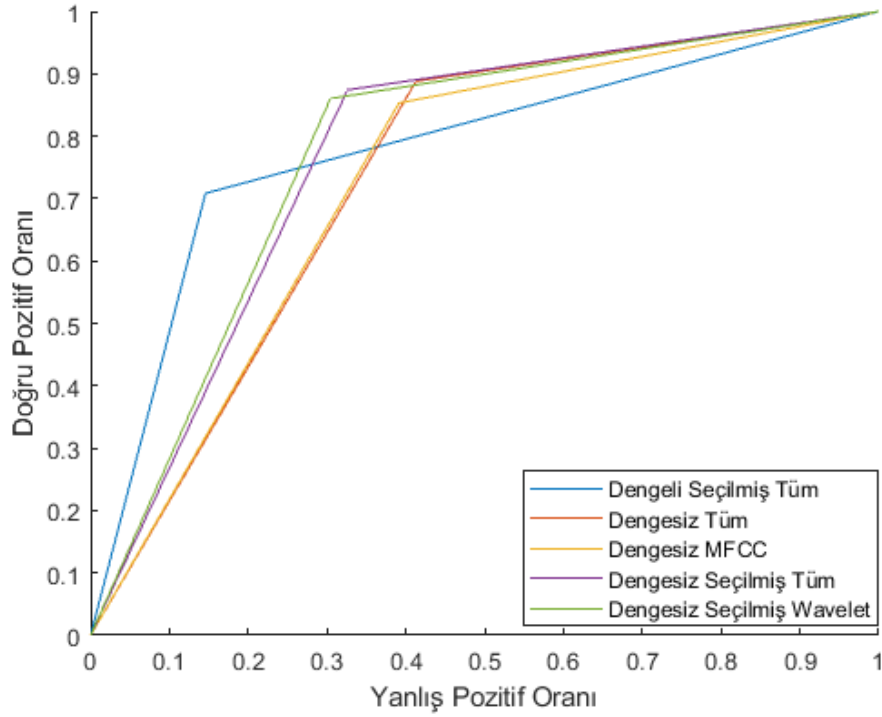
Tablo 5.6.'da ham veri setleri ile oluşturulan en iyi beş performansa sahip modellerin performans değerleri gösterilmiştir. En iyi model dengesiz seçilmiş Wavelet veri seti ile tasarlanan modeldir. Bu modele ait karar ağacı da Şekil 5.1.'de gösterilmiştir ve üç adımda sonuca ulaşılmıştır. Ayrıca Tablo 5.6.'da da görüldüğü üzere en iyi ilk üç modelin üçü de özellik seçme algoritması uygulanmış modellerdir. Buradan da Eta korelasyon yöntemi ile tasarlanan modellerin daha iyi sonuçlar verdiği kanısına varılmıştır. Ayrıca ham veri özellik gruplarından Tüm, Wavelet ve MFCC özellik setleriyle tasarlanan modellerin diğer özellik veri setleri ile tasarlanan modellerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Şekil 5.2.'de de ham veri setleri ile tasarlan en iyi beş modelin ROC eğrileri gösterilmiştir.

Tablo 5.6. Ham veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Dengesiz Seçilmiş	Eğitim	93,30	0,84	0,97	0,90	0,90	0,82
Wavelet	Test	84,13	0,74	0,87	0,80	0,81	0,59
Dengesiz Seçilmiş	Eğitim	95,06	0,86	0,98	0,92	0,92	0,87
Tüm Özellikler	Test	84,66	0,70	0,90	0,78	0,80	0,59
Dengeli Seçilmiş	Eğitim	90,97	0,94	0,88	0,91	0,91	0,82
Tüm Özellikler	Test	81,25	0,88	0,75	0,81	0,81	0,63
Dengesiz	Eğitim	97,88	0,97	0,98	0,97	0,97	0,94
Tüm Özellikler	Test	81,48	0,67	0,86	0,76	0,77	0,52
Dengesiz	Eğitim	83,60	0,64	0,90	0,75	0,77	0,56
MFCC	Test	80,42	0,61	0,87	0,72	0,74	0,47



Şekil 5.1. Ham veri setleri ile gerçekleştirilen en iyi sınıflandırma algoritması (Dengesiz Seçilmiş Wavelet) için karar ağacı



Şekil 5.2. Ham veri setleri kullanılarak Karar Ağaçları ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri

Bay dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.7.'de gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı %91,75 olarak Wavelet veri setinden elde edilmiştir. Bu veri setinin özgüllük ve duyarlılık değerleri ise sırayla 0,73 ve 0,95'tir. Tablo 5.7.'de de görüldüğü üzere özgüllük değerinin düşük olmasına rağmen duyarlılık değeri yüksektir. Bunun sebebi ise modellerin, dengesiz veri setiyle tasarlanmasıdır.

Tablo 5.7. Bay dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	85,32	0,44	0,95	0,60	0,70	0,44
	Test	84,54	0,33	0,94	0,49	0,64	0,32
MFCC	Eğitim	84,30	0,44	0,93	0,60	0,69	0,42
	Test	83,51	0,33	0,93	0,49	0,63	0,29
Time	Eğitim	97,95	1,00	0,97	0,99	0,99	0,93
	Test	81,44	0,60	0,85	0,70	0,73	0,39
Vocal	Eğitim	94,88	0,89	0,96	0,92	0,93	0,83
	Test	76,29	0,33	0,84	0,48	0,59	0,16
Wavelet	Eğitim	96,93	0,98	0,97	0,97	0,97	0,90
	Test	91,75	0,73	0,95	0,83	0,84	0,68
Tüm Özellikler	Eğitim	98,98	0,98	0,99	0,99	0,99	0,97
	Test	90,72	0,60	0,96	0,74	0,78	0,61

Bay dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.8.'de gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı %79,41 olarak Baseline veri setinden elde edilmiştir. Bu veri setinin özgüllük ve duyarlılık değerleri ise sırayla 0,69 ve 0,89'dur. Dengeleme işlemi uygulandığı için özgüllük ve duyarlılık değerlerinin birbirine yaklaştığı Tablo 5.8.'de görülmektedir.

Tablo 5.8. Bay dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	86,54	0,85	0,88	0,87	0,87	0,73
	Test	79,41	0,69	0,89	0,78	0,79	0,58
MFCC	Eğitim	88,46	0,83	0,94	0,88	0,89	0,77
	Test	76,47	0,88	0,67	0,76	0,77	0,53
Time	Eğitim	84,62	0,91	0,78	0,84	0,84	0,69
	Test	73,53	0,81	0,67	0,73	0,74	0,47
Vocal	Eğitim	64,42	0,51	0,78	0,62	0,65	0,29
	Test	58,82	0,44	0,72	0,54	0,58	0,16
Wavelet	Eğitim	87,50	0,92	0,82	0,87	0,87	0,75
	Test	70,59	0,81	0,61	0,70	0,71	0,42
Tüm Özellikler	Eğitim	97,12	0,94	1,00	0,97	0,97	0,94
	Test	73,53	0,81	0,67	0,73	0,74	0,47

Bay dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.9.'da gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı Tüm özellik veri setinden elde edilmiştir. Tablo 5.9.'da görüldüğü üzere tüm özellik veri setleriyle oluşturulan modelle elde edilen doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %89,69, 0,73 ve 0,93'tür. Özellik seçme işlemi uygulanmadığında en iyi sınıflandırma sonucu Wavelet veri setinden elde edilmişti. Bu veri seti için doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri Tablo 5.7.'de de görüldüğü üzere sırasıyla %91,75 0,73 ve 0,95'ti. Buradan da görüldüğü üzere Bay dengesiz veri seti için Eta korelasyon yöntemi performansı küçük ölçüde olumsuz etkilemiştir.

Tablo 5.9. Bay dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

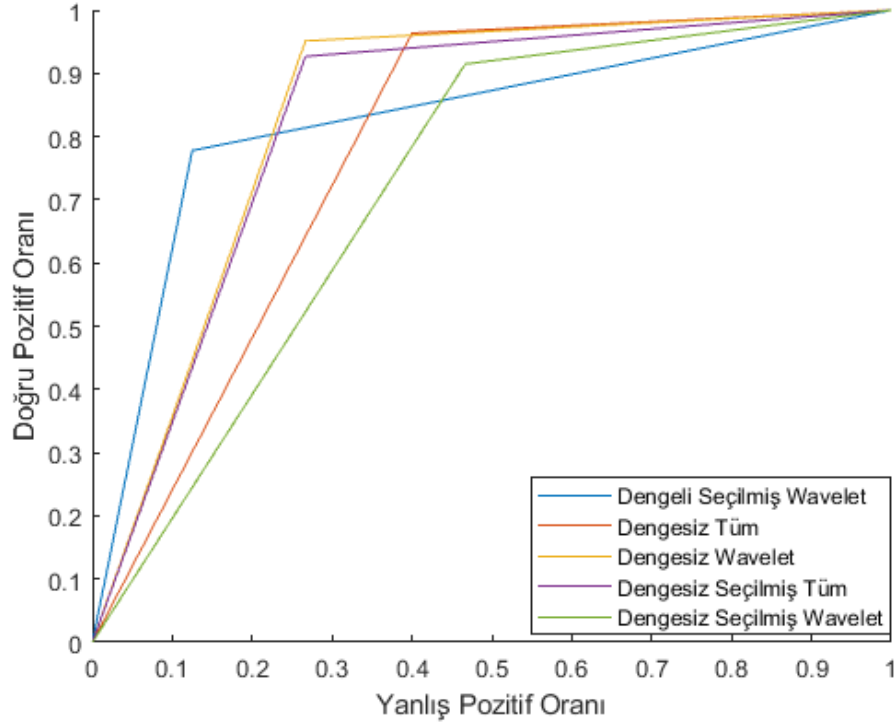
		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	93,17	0,83	0,95	0,89	0,89	0,78
	Test	82,47	0,67	0,85	0,75	0,76	0,44
MFCC	Eğitim	94,88	0,81	0,98	0,89	0,90	0,82
	Test	74,23	0,33	0,82	0,47	0,58	0,13
Time	Eğitim	92,15	0,80	0,95	0,87	0,87	0,74
	Test	81,44	0,53	0,87	0,66	0,70	0,36
Vocal	Eğitim	87,37	0,33	1,00	0,50	0,66	0,44
	Test	83,51	0,13	0,96	0,23	0,55	0,13
Wavelet	Eğitim	96,93	0,89	0,99	0,94	0,94	0,90
	Test	88,66	0,53	0,95	0,68	0,74	0,53
Tüm Özellikler	Eğitim	94,20	0,89	0,95	0,92	0,92	0,81
	Test	89,69	0,73	0,93	0,82	0,83	0,63

Bay dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.10.'da gösterilmiş ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı Wavelet veri setinden elde edilmiştir. Tablo 5.10.'da görüldüğü üzere Wavelet veri setleriyle oluşturulan modelle elde edilen doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %82,35, 0,88 ve 0,78'dir. Özellik seçme işlemi uygulanmadığı zaman ise en iyi sınıflandırma sonucu Baseline setinden elde edilmişti. Bu veri seti için doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %79,41, 0,69 ve 0,89'tü. Buradan da anlaşılacağı üzere Eta korelasyon yöntemi ile özellikleri seçilen bay dengeli veri setiyle tasarlanan modelin performansı özellik seçme işleminin uygulanmadığı bay dengeli veri setiyle oluşturulan modelden daha yüksek ve daha kararlıdır. Ayrıca özellik seçme işlemi uygulandığında en iyi sonucun aldığı veri setinin de değiştiği görülmektedir.

Tablo 5.10. Bay dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	68,27	0,79	0,57	0,66	0,68	0,36
	Test	76,47	0,88	0,67	0,76	0,77	0,53
MFCC	Eğitim	89,42	0,91	0,88	0,89	0,89	0,79
	Test	64,71	0,81	0,50	0,62	0,66	0,31
Time	Eğitim	72,12	0,77	0,67	0,72	0,72	0,44
	Test	76,47	0,81	0,72	0,76	0,77	0,53
Vocal	Eğitim	75,96	0,74	0,78	0,76	0,76	0,52
	Test	79,41	0,69	0,89	0,78	0,79	0,58
Wavelet	Eğitim	97,12	0,96	0,98	0,97	0,97	0,94
	Test	82,35	0,88	0,78	0,82	0,83	0,65
Tüm Özellikler	Eğitim	98,08	0,96	1,00	0,98	0,98	0,96
	Test	76,47	0,81	0,72	0,76	0,77	0,53

Tablo 5.11.'de bay veri setleri ile oluşturulan en iyi beş performansa sahip modellerin performans değerleri gösterilmiştir. En iyi model dengesiz Wavelet veri seti ile tasarlanan modeldir. Bu modele ait karar ağacı da Şekil 5.3.'te gösterilmiştir ve sekiz adımda sonuca ulaşılmıştır. Ayrıca Tablo 5.11.'de de görüldüğü üzere bay veri özellik gruplarından Tüm ve Wavelet özellik setleriyle tasarlanan modellerin diğer özellik veri setleri ile tasarlanan modellerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Şekil 5.4.'te bay veri setleri ile tasarlan en iyi beş modelin ROC eğrileri gösterilmiştir.



Şekil 5.4. Bay veri setleri kullanılarak Karar Ağaçları ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri

Bayan dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.12.'de gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı %83,52 olarak MFCC veri setinden elde edilmiştir. Bu veri setinin özgüllük ve duyarlılık değerleri ise sırayla 0,63 ve 0,92'dir. Diğer dengesiz veri setleriyle tasarlanan modellerde olduğu gibi bu modelde de özgüllük ve duyarlılık değerleri arasında fark vardır.

Tablo 5.12. Bayan dengesiz veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	73,09	0,56	0,82	0,67	0,69	0,39
	Test	75,82	0,56	0,84	0,67	0,70	0,41
MFCC	Eğitim	81,45	0,57	0,94	0,71	0,76	0,56
	Test	83,52	0,63	0,92	0,75	0,78	0,58
Time	Eğitim	76,00	0,48	0,91	0,63	0,69	0,42
	Test	79,12	0,59	0,88	0,71	0,73	0,48
Vocal	Eğitim	96,00	0,96	0,96	0,96	0,96	0,91
	Test	74,73	0,63	0,80	0,70	0,71	0,41
Wavelet	Eğitim	82,18	0,74	0,87	0,80	0,80	0,61
	Test	76,92	0,74	0,78	0,76	0,76	0,49
Tüm Özellikler	Eğitim	97,82	0,97	0,98	0,98	0,98	0,95
	Test	81,32	0,67	0,88	0,76	0,77	0,55

Bayan dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı %78,69 olarak Tüm özellik veri setinden elde edilmiştir. Bu veri setinin özgüllük ve duyarlılık değerleri ise sırayla 0,80 ve 0,77'dir. Diğer dengeli algoritmalarda olduğu gibi bu algoritmada da özgüllük ve duyarlılık değerlerinin birbirine yaklaştığı Tablo 5.13.'te görülmektedir.

Tablo 5.13. Bayan dengeli veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	75,68	0,59	0,92	0,72	0,76	0,51
	Test	62,30	0,50	0,74	0,60	0,62	0,24
MFCC	Eğitim	78,92	0,68	0,90	0,77	0,79	0,58
	Test	72,13	0,70	0,74	0,72	0,72	0,44
Time	Eğitim	94,05	0,92	0,96	0,94	0,94	0,88
	Test	68,85	0,67	0,71	0,69	0,69	0,38
Vocal	Eğitim	91,89	0,91	0,92	0,92	0,92	0,84
	Test	67,21	0,67	0,68	0,67	0,67	0,34
Wavelet	Eğitim	96,76	0,95	0,99	0,97	0,97	0,94
	Test	77,05	0,87	0,68	0,76	0,77	0,54
Tüm Özellikler	Eğitim	98,92	0,98	1,00	0,99	0,99	0,98
	Test	78,69	0,80	0,77	0,79	0,79	0,57

Bayan dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.14.'te gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı Tüm özellik veri setinden elde edilmiştir. Tablo 5.14.'te görüldüğü üzere Tüm özellik veri setleriyle oluşturulan modellerde elde edilen doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %91,21, 0,81 ve 0,95'tir. Özellik seçme işlemi uygulanmadığında en iyi sınıflandırma sonucu MFCC veri setinden elde edilmişti. Bu veri seti için doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri Tablo 5.12.'de de görüldüğü üzere sırasıyla %83,52, 0,63 ve 0,92'ydi. Buradan da görüldüğü üzere Bayan dengesiz veri seti için Eta korelasyon yöntemi performansı büyük ölçüde olumlu olarak etkilemiştir.

Tablo 5.14. Bayan dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	77,09	0,66	0,83	0,73	0,74	0,49
	Test	79,12	0,70	0,83	0,76	0,77	0,52
MFCC	Eğitim	80,00	0,50	0,96	0,66	0,73	0,51
	Test	83,52	0,52	0,97	0,68	0,74	0,55
Time	Eğitim	78,55	0,51	0,93	0,66	0,72	0,48
	Test	76,92	0,52	0,88	0,65	0,70	0,42
Vocal	Eğitim	70,55	0,52	0,80	0,63	0,66	0,33
	Test	64,84	0,48	0,72	0,58	0,60	0,19
Wavelet	Eğitim	81,45	0,68	0,89	0,77	0,78	0,58
	Test	80,22	0,56	0,91	0,69	0,73	0,49
Tüm Özellikler	Eğitim	92,00	0,92	0,92	0,92	0,92	0,83
	Test	91,21	0,81	0,95	0,88	0,88	0,78

Bayan dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.15.'te gösterilmiştir ve bu modeller içinde en iyi test doğruluk oranı Wavelet veri setinden elde edilmiştir. Tablo 5.15.'te görüldüğü üzere Wavelet veri setleriyle oluşturulan modelle elde edilen doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %77,05, 0,77 ve 0,77'dir. Özellik seçme işlemi uygulanmadığı zaman ise en iyi sınıflandırma sonucu Tüm özellik veri setinden elde edilmişti. Bu veri seti için doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %78,69, 0,80 ve 0,77'ydi. Buradan da anlaşılacağı üzere Eta korelasyon yöntemi performansı küçük ölçüde olumsuz olarak etkilemiştir.

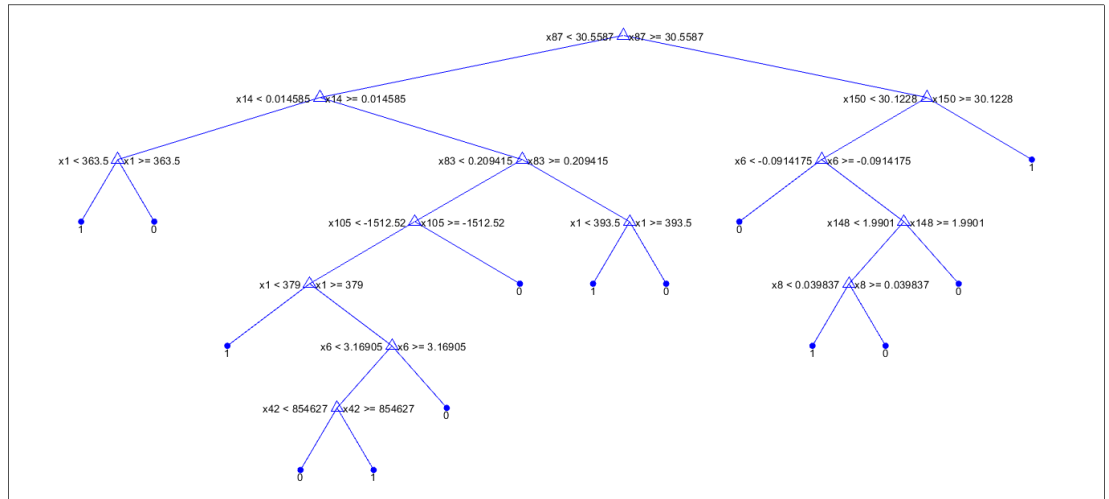
Tablo 5.15. Bayan dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	88,65	0,84	0,93	0,88	0,89	0,77
	Test	63,93	0,70	0,58	0,63	0,64	0,28
MFCC	Eğitim	96,22	0,98	0,95	0,96	0,96	0,92
	Test	75,41	0,77	0,74	0,75	0,75	0,51
Time	Eğitim	71,35	0,75	0,67	0,71	0,71	0,43
	Test	72,13	0,83	0,61	0,71	0,72	0,44
Vocal	Eğitim	79,46	0,81	0,78	0,79	0,79	0,59
	Test	62,30	0,60	0,65	0,62	0,62	0,25
Wavelet	Eğitim	98,38	0,98	0,99	0,98	0,98	0,97
	Test	77,05	0,77	0,77	0,77	0,77	0,54
Tüm Özellikler	Eğitim	96,22	0,98	0,95	0,96	0,96	0,92
	Test	75,41	0,73	0,77	0,75	0,75	0,51

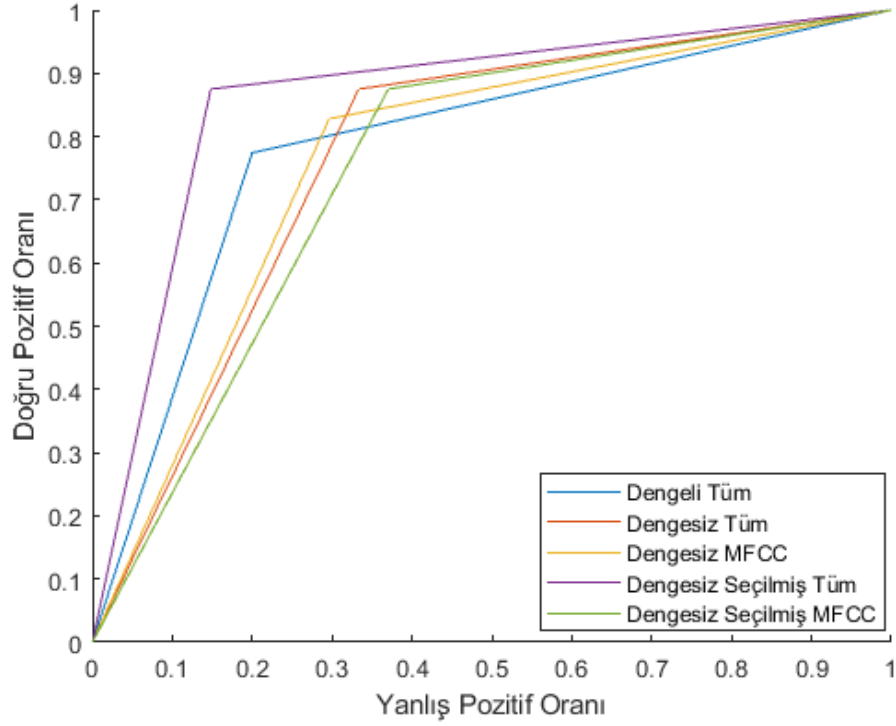
Tablo 5.16.'da bayan veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile oluşturulan en iyi beş performansa sahip modellerin performans değerleri gösterilmiştir. En iyi model, dengesiz seçilmiş Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modeldir. Bu modele ait karar ağacı da Şekil 5.5.'te gösterilmiştir ve yedi adımda sonuca ulaşılmıştır. Ayrıca Tablo 5.16.'da da görüldüğü üzere bayan veri özellik gruplarından Tüm ve MFCC özellik setleriyle tasarlanan modellerin diğer özellik veri setleri ile tasarlanan modellerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Şekil 5.6.'da da bayan veri setleri ile tasarlanan en iyi beş modelin ROC eğrileri gösterilmiştir.

Tablo 5.16. Bayan veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Dengesiz Seçilmiş	Eğitim	92,00	0,92	0,92	0,92	0,92	0,83
Tüm Özellikler	Test	91,21	0,81	0,95	0,88	0,88	0,78
Dengesiz	Eğitim	81,45	0,57	0,94	0,71	0,76	0,56
MFCC	Test	83,52	0,63	0,92	0,75	0,78	0,58
Dengesiz	Eğitim	97,82	0,97	0,98	0,98	0,98	0,95
Tüm Özellikler	Test	81,32	0,67	0,88	0,76	0,77	0,55
Dengeli	Eğitim	98,92	0,98	1,00	0,99	0,99	0,98
Tüm Özellikler	Test	78,69	0,80	0,77	0,79	0,79	0,57
Dengesiz Seçilmiş	Eğitim	80,00	0,50	0,96	0,66	0,73	0,51
MFCC	Test	83,52	0,52	0,97	0,68	0,74	0,55



Şekil 5.5. Bayan veri setleri ile gerçekleştirilen en iyi sınıflandırma algoritması (Dengesiz Seçilmiş Tüm) için karar ağacı



Şekil 5.6. Bayan veri setleri kullanılarak Karar Ağaçları ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri

Ham dengesiz veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.17.'te gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modellerde elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %88,89, 0,61 ve 0,98'dir.

Tablo 5.17. Ham dengesiz veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	99,29	0,99	1,00	0,99	0,99	0,98
	Test	78,84	0,52	0,87	0,65	0,70	0,41
MFCC	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	88,36	0,72	0,94	0,81	0,83	0,67
Time	Eğitim	99,47	0,98	1,00	0,99	0,99	0,99
	Test	82,01	0,54	0,91	0,68	0,73	0,48
Vocal	Eğitim	99,65	0,99	1,00	0,99	0,99	0,99
	Test	77,25	0,43	0,88	0,58	0,66	0,34
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	86,24	0,54	0,97	0,70	0,75	0,58
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	88,89	0,61	0,98	0,75	0,79	0,66

Ham dengeli veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.18.'te gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Wavelet veri seti ile tasarlanan modelle elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %79,17, 0,92 ve 0,67'dir.

Tablo 5.18. Ham dengeli veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	99,31	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99
	Test	73,96	0,69	0,79	0,74	0,74	0,48
MFCC	Eğitim	99,65	1,00	0,99	1,00	1,00	0,99
	Test	73,96	0,73	0,75	0,74	0,74	0,48
Time	Eğitim	99,31	1,00	0,99	0,99	0,99	0,99
	Test	72,92	0,65	0,81	0,72	0,73	0,46
Vocal	Eğitim	98,61	0,99	0,99	0,99	0,99	0,97
	Test	58,33	0,58	0,58	0,58	0,58	0,17
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	79,17	0,92	0,67	0,77	0,79	0,58
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	78,13	0,90	0,67	0,76	0,78	0,56

Ham dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.19.'da gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modellerde elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %93,12, 0,78 ve 0,98'dir. Özellik seçme işlemi uygulanmadığı zaman bu değerler sırasıyla %88,89, 0,61 ve 0,98 olduğu Tablo 5.17.'de gösterilmiştir. Buradan da Eta korelasyon yönteminin performansı olumlu yönde etkilediği görülmektedir.

Tablo 5.19. Ham dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	97,35	0,92	0,99	0,96	0,96	0,93
	Test	74,07	0,37	0,86	0,52	0,61	0,25
MFCC	Eğitim	99,65	0,99	1,00	1,00	1,00	0,99
	Test	76,19	0,54	0,83	0,66	0,69	0,37
Time	Eğitim	94,71	0,86	0,98	0,92	0,92	0,86
	Test	73,54	0,57	0,79	0,66	0,68	0,33
Vocal	Eğitim	98,06	0,93	1,00	0,96	0,96	0,95
	Test	65,08	0,28	0,77	0,41	0,53	0,05
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	92,59	0,80	0,97	0,88	0,88	0,79
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	93,12	0,78	0,98	0,87	0,88	0,80

Ham dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.20.'de gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Wavelet veri seti ile tasarlanan modellerde elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %88,54, 0,92 ve 0,85'tir. Özellik seçme işlemi uygulanmadığı zaman bu değerler sırasıyla %79,17, 0,92 ve 0,67 olduğu Tablo 5.18.'de gösterilmiştir. Buradan da Eta korelasyon yönteminin performansı olumlu yönde etkilediği görülmektedir.

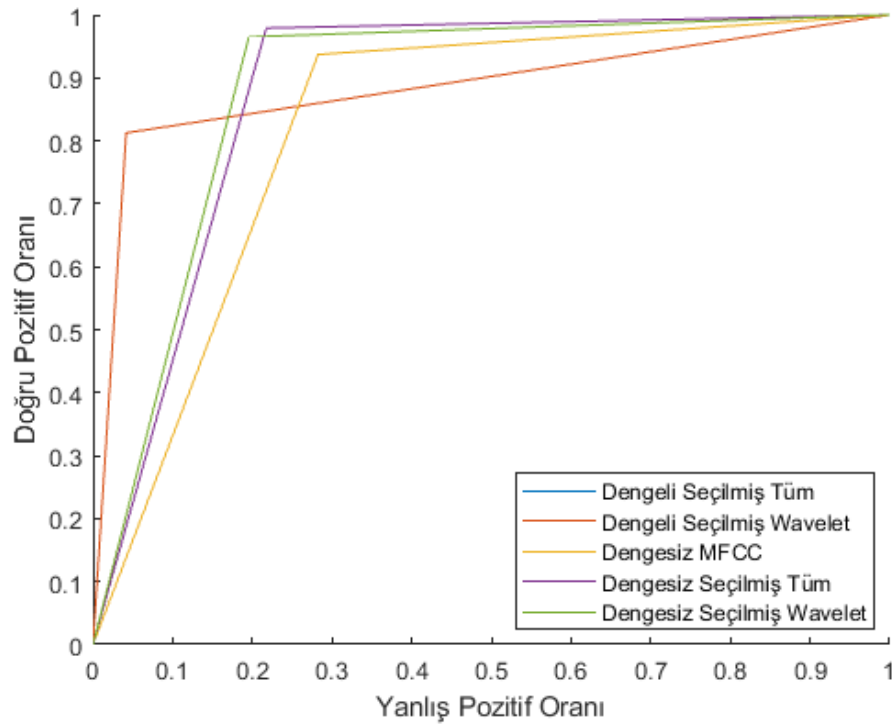
Tablo 5.20. Ham dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	97,22	0,97	0,97	0,97	0,97	0,94
	Test	73,96	0,73	0,75	0,74	0,74	0,48
MFCC	Eğitim	99,65	1,00	0,99	1,00	1,00	0,99
	Test	72,92	0,73	0,73	0,73	0,73	0,46
Time	Eğitim	91,67	0,94	0,90	0,92	0,92	0,83
	Test	60,42	0,63	0,58	0,60	0,60	0,21
Vocal	Eğitim	98,26	0,99	0,97	0,98	0,98	0,97
	Test	60,42	0,56	0,65	0,60	0,60	0,21
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	88,54	0,92	0,85	0,88	0,89	0,77
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	87,50	0,94	0,81	0,87	0,88	0,75

Tablo 5.21.'de ham veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş performansa sahip modellerin performans değerleri gösterilmiştir. En iyi model, dengesiz seçilmiş Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modeldir. Tablo 5.21.'de de görüldüğü üzere ham veri özellik gruplarından Tüm, Wavelet ve MFCC özellik setleriyle tasarlanan modellerin diğer özellik veri setleri ile tasarlanan modellerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Şekil 5.7.'de de ham veri setleri ile tasarlanan en iyi beş modelin ROC eğrileri gösterilmiştir.

Tablo 5.21. Ham veri setleri kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Dengesiz Seçilmiş Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	93,12	0,78	0,98	0,87	0,88	0,80
Dengesiz Seçilmiş Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	92,59	0,80	0,97	0,88	0,88	0,79
Dengeli Seçilmiş Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	88,54	0,92	0,85	0,88	0,89	0,77
Dengeli Seçilmiş Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	87,50	0,94	0,81	0,87	0,88	0,75
Dengesiz MFCC	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	88,36	0,72	0,94	0,81	0,83	0,67



Şekil 5.7. Ham veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri

Bay dengesiz veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.22.'de gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Time veri seti ile tasarlanan modelle elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %92,78, 0,60 ve 0,99'dur.

Tablo 5.22. Bay dengesiz veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	99,66	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99
	Test	87,63	0,53	0,94	0,68	0,74	0,50
MFCC	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	89,69	0,40	0,99	0,57	0,69	0,50
Time	Eğitim	99,66	0,98	1,00	0,99	0,99	0,99
	Test	92,78	0,60	0,99	0,75	0,79	0,68
Vocal	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	82,47	0,33	0,91	0,49	0,62	0,27
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	91,75	0,47	1,00	0,64	0,73	0,60
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	91,75	0,47	1,00	0,64	0,73	0,60

Bay dengeli veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.23.'te gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı % 79,41 olarak Tüm ve Baseline veri setleri ile tasarlanan modellerle elde edilmiştir.

Tablo 5.23. Bay dengeli veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	98,08	1,00	0,96	0,98	0,98	0,96
	Test	79,41	0,88	0,72	0,79	0,80	0,59
MFCC	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	73,53	0,88	0,61	0,72	0,74	0,48
Time	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	70,59	0,81	0,61	0,70	0,71	0,42
Vocal	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	67,65	0,63	0,72	0,67	0,67	0,35
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	73,53	0,94	0,56	0,70	0,75	0,48
Tüm Özellikler	Eğitim	99,04	1,00	0,98	0,99	0,99	0,98
	Test	79,41	0,94	0,67	0,78	0,80	0,59

Bay dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.24.'te gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modellerde elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %93,81, 0,67 ve 0,99'dir. Özellik seçme işlemi uygulanmadığı zaman en iyi sonuç Time veri setinden elde edilmişti ve bu performans değerleri ise sırasıyla %92,78, 0,60 ve 0,99 olduğu Tablo 5.22.'de gösterilmiştir. Buradan da Eta korelasyon yönteminin performansı olumlu yönde etkilediği görülmektedir.

Tablo 5.24. Bay dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	98,98	0,96	1,00	0,98	0,98	0,97
	Test	81,44	0,40	0,89	0,55	0,65	0,29
MFCC	Eğitim	99,32	0,98	1,00	0,99	0,99	0,98
	Test	78,35	0,40	0,85	0,54	0,63	0,23
Time	Eğitim	91,81	0,67	0,97	0,79	0,82	0,70
	Test	85,57	0,53	0,91	0,67	0,72	0,45
Vocal	Eğitim	98,63	0,93	1,00	0,96	0,96	0,95
	Test	78,35	0,00	0,93	0,00	0,46	-0,10
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	91,75	0,53	0,99	0,69	0,76	0,62
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	93,81	0,67	0,99	0,80	0,83	0,73

Bay dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.25.'te gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modellerde elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %91,18, 1 ve 0,83'tür. Özellik seçme işlemi uygulanmadığı zaman en iyi doğruluk oranı %79,41 olarak Tüm ve Baseline veri setleri ile elde edilmişti. Buradan da Eta korelasyon yönteminin performansı olumlu yönde etkilediği görülmektedir.

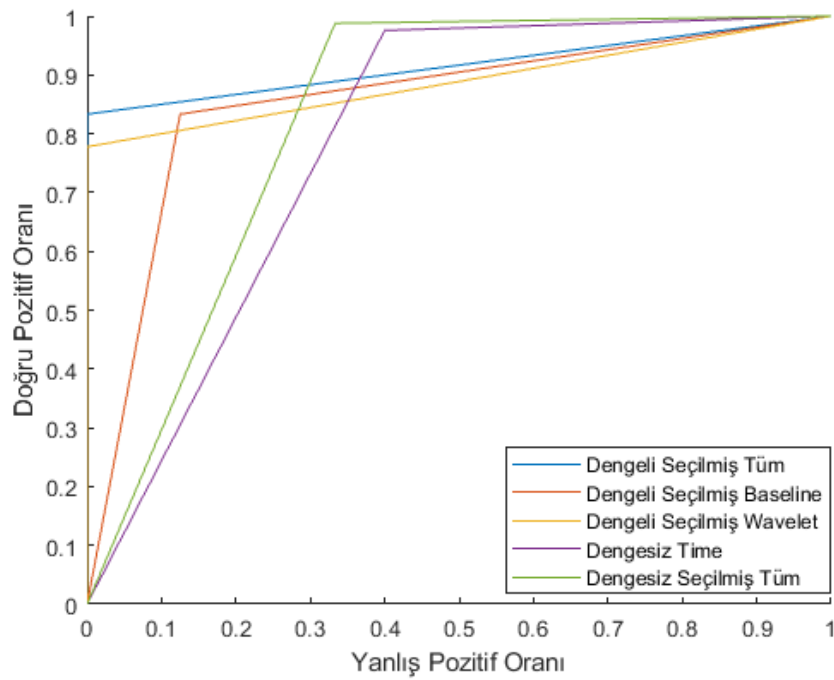
Tablo 5.25. Bay dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	99,04	1,00	0,98	0,99	0,99	0,98
	Test	85,29	0,88	0,83	0,85	0,85	0,71
MFCC	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	70,59	0,75	0,67	0,71	0,71	0,41
Time	Eğitim	95,19	1,00	0,90	0,95	0,95	0,90
	Test	70,59	0,81	0,61	0,70	0,71	0,42
Vocal	Eğitim	98,08	0,98	0,98	0,98	0,98	0,96
	Test	64,71	0,63	0,67	0,65	0,65	0,29
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	88,24	1,00	0,78	0,88	0,89	0,77
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	91,18	1,00	0,83	0,91	0,92	0,82

Tablo 5.26.'da bay veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş performansa sahip modellerin performans değerleri gösterilmiştir. En iyi model, dengeli seçilmiş Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modeldir. Tablo 5.26.'da da görüldüğü üzere bay veri seti özellik gruplarından Tüm, Wavelet, Time ve Baseline özellik gruplarıyla tasarlanan modellerin diğer özellik veri setleri ile tasarlanan modellerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Şekil 5.8.'de de bay veri setleri ile tasarlan en iyi beş modelin ROC eğrileri gösterilmiştir.

Tablo 5.26. Bay veri setleri kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Dengeli Seçilmiş	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Tüm Özellikler	Test	91,18	1,00	0,83	0,91	0,92	0,82
Dengeli Seçilmiş	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Wavelet	Test	88,24	1,00	0,78	0,88	0,89	0,77
Dengesiz Seçilmiş	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Tüm Özellikler	Test	93,81	0,67	0,99	0,80	0,83	0,73
Dengesiz	Eğitim	99,66	0,98	1,00	0,99	0,99	0,99
Time	Test	92,78	0,60	0,99	0,75	0,79	0,68
Dengeli Seçilmiş	Eğitim	99,04	1,00	0,98	0,99	0,99	0,98
Baseline	Test	85,29	0,88	0,83	0,85	0,85	0,71



Şekil 5.8. Bay veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri

Bayan dengesiz veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.27.'de gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Tüm veri seti ile tasarlanan modelle elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %86,81, 0,67 ve 0,95'tir.

Tablo 5.27. Bayan dengesiz veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	98,55	0,98	0,99	0,98	0,98	0,97
	Test	74,73	0,37	0,91	0,53	0,64	0,31
MFCC	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	84,62	0,59	0,95	0,73	0,77	0,60
Time	Eğitim	99,64	1,00	0,99	1,00	1,00	0,99
	Test	78,02	0,59	0,86	0,70	0,73	0,46
Vocal	Eğitim	99,27	1,00	0,99	0,99	0,99	0,98
	Test	76,92	0,52	0,88	0,65	0,70	0,42
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	80,22	0,59	0,89	0,71	0,74	0,50
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	86,81	0,67	0,95	0,78	0,81	0,66

Bayan dengeli veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.28.'de gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Time, Wavelet ve Tüm veri seti ile tasarlanan modellerle elde edilmiştir. Bu modellerin doğruluk oranı %77,05'tir.

Tablo 5.28. Bayan dengeli veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	99,46	1,00	0,99	0,99	0,99	0,99
	Test	62,30	0,80	0,45	0,58	0,63	0,25
MFCC	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	75,41	0,80	0,71	0,75	0,75	0,51
Time	Eğitim	99,46	0,99	1,00	0,99	0,99	0,99
	Test	77,05	0,73	0,81	0,77	0,77	0,54
Vocal	Eğitim	98,92	0,98	1,00	0,99	0,99	0,98
	Test	68,85	0,60	0,77	0,68	0,69	0,38
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	77,05	0,90	0,65	0,75	0,77	0,54
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	77,05	0,83	0,71	0,77	0,77	0,54

Bayan dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.29.'da gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modellerde elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %90,11, 0,70 ve 0,98'dir. Özellik seçme işlemi uygulanmadığı zaman bu performans değerleri sırasıyla %86,81, 0,67 ve 0,95 olduğu Tablo 5.27.'de gösterilmiştir. Buradan özellik seçme işleminin performansı yükselttiği görülmektedir.

Tablo 5.29. Bayan dengesiz seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	97,82	0,96	0,99	0,97	0,97	0,95
	Test	73,63	0,59	0,80	0,68	0,69	0,38
MFCC	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	80,22	0,59	0,89	0,71	0,74	0,50
Time	Eğitim	91,27	0,90	0,92	0,91	0,91	0,81
	Test	64,84	0,63	0,66	0,64	0,64	0,25
Vocal	Eğitim	98,91	0,98	0,99	0,99	0,99	0,98
	Test	61,54	0,37	0,72	0,49	0,54	0,09
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	89,01	0,78	0,94	0,85	0,86	0,73
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	90,11	0,70	0,98	0,82	0,84	0,74

Bayan dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin sınıflandırma sonuçları Tablo 5.30.'da gösterilmiştir. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi doğruluk oranı Tüm özellik veri seti ile tasarlanan modellerde elde edilmiştir. Bu modelin doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %85,25, 0,97 ve 0,74'tür. Özellik seçme işlemi uygulanmadığı zaman en iyi doğruluk oranı %77,05 olarak Time, Wavelet ve Tüm veri setleri ile elde edilmiştir. Buradan da Eta korelasyon yönteminin performansı olumlu yönde etkilediği görülmektedir.

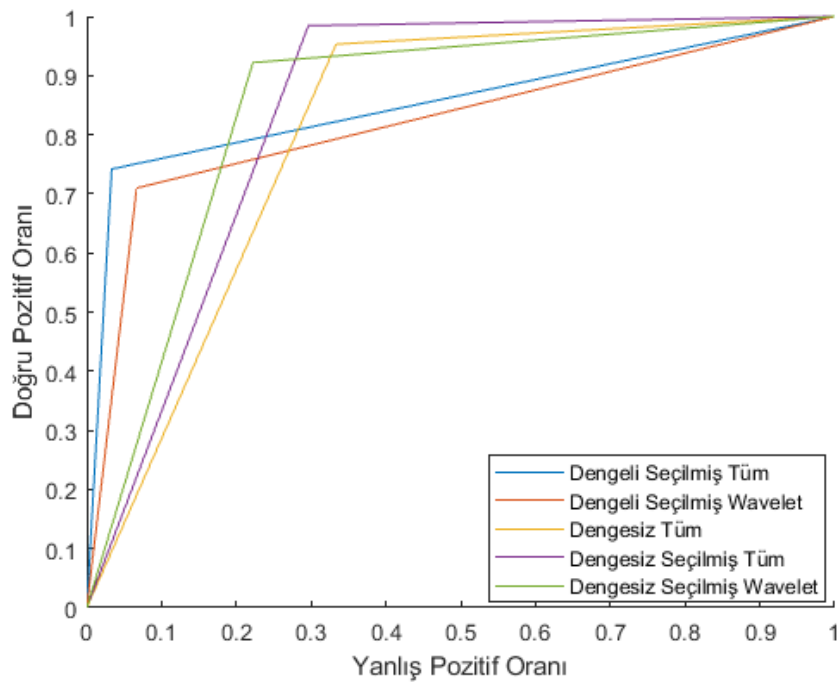
Tablo 5.30. Bayan dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları

		Doğruluk Oranı	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Baseline	Eğitim	93,51	0,96	0,91	0,93	0,94	0,87
	Test	60,66	0,63	0,58	0,61	0,61	0,21
MFCC	Eğitim	99,46	1,00	0,99	0,99	0,99	0,99
	Test	80,33	0,97	0,65	0,77	0,81	0,61
Time	Eğitim	92,97	0,94	0,92	0,93	0,93	0,86
	Test	72,13	0,70	0,74	0,72	0,72	0,44
Vocal	Eğitim	99,46	1,00	0,99	0,99	0,99	0,99
	Test	60,66	0,53	0,68	0,60	0,61	0,21
Wavelet	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	81,97	0,93	0,71	0,81	0,82	0,64
Tüm Özellikler	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Test	85,25	0,97	0,74	0,84	0,85	0,71

Tablo 5.31.'de bayan veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş performansa sahip modellerin performans değerleri gösterilmiştir. En iyi model ise, dengesiz seçilmiş Wavelet veri seti ile tasarlanan modeldir. Tablo 5.31.'de de görüldüğü üzere bayan veri seti özellik gruplarından Tüm ve Wavelet özellik setleriyle tasarlanan modellerin diğer özellik veri setleri ile tasarlanan modellerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Şekil 5.9.'da da bayan veri setleri ile tasarlanan en iyi beş modelin ROC eğrileri gösterilmiştir.

Tablo 5.31. Bayan veri setleri kullanılarak SVM ile gerçekleştirilen sınıflandırma modellerinin en iyi beş sonucu

		Doğruluk Oranı	Specificity	Sensitivity	F-Ölçümü	AUC	Kappa
Dengesiz Seçilmiş	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Wavelet	Test	89,01	0,78	0,94	0,85	0,86	0,73
Dengesiz Seçilmiş	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Tüm Özellikler	Test	90,11	0,70	0,98	0,82	0,84	0,74
Dengeli Seçilmiş	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Tüm Özellikler	Test	85,25	0,97	0,74	0,84	0,85	0,71
Dengesiz	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Tüm Özellikler	Test	86,81	0,67	0,95	0,78	0,81	0,66
Dengeli Seçilmiş	Eğitim	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Wavelet	Test	81,97	0,93	0,71	0,81	0,82	0,64



Şekil 5.9. Bayan veri setleri kullanılarak SVM ile oluşturulan en iyi beş sınıflandırma algoritması için ROC eğrileri

BÖLÜM 6. TARTIŞMA VE KARAR

Parkinson hastalığının teşhisi için literatürde yüksek doğruluk oranına sahip bir çok çalışma vardır [2, 9, 10, 12, 14–19, 21, 22]. Fakat bu çalışmalarda daha küçük veri setleri ve daha az veri özellikleri kullanılmıştır. Bundan dolayı elde ettikleri yüksek doğruluk oranını büyük veri setlerinde elde edilemeyebilir. Bu tezde kullanılan veri seti ve özellikleri daha büyük ve daha kapsamlıdır. Bu sebeple bu tez çalışması kapsamında tasarlanan sistemlerin doğruluk oranı literatürdeki çalışmalara kıyasla daha karardır. Başka bir deyişle bu tez çalışması kapsamında geliştirilen sistem daha güvenilir sonuçlar vermektedir. Ayrıca mevcut veri seti bay-bayan veri seti olarak ayrıştırılıp cinsiyet bazlı Parkinson hastalığı teşhisi için karar ağaçları ve destek vektör makinalarıyla modeller geliştirildi. Bu açıdan bu tez çalışması birçok çalışmaya öncülük edecektir. Ayrıca üç ayrı veri seti (ham, bay ve bayan) ile tasarlanan modellerin performanslarını kıyaslama imkânı oluştu.

Literatürde tasarlanan bir çok modelde dengesiz veri setleri kullanılmıştır [8–12], [14–19]. Dengesiz verilerle oluşturulan modellerde sistem miktar bakımından fazla olan verilere yakın sonuçlar verir. Yani dengesiz veri setinde, hasta veriler çoğunlukta ise tasarlanan modeller hastaları, sağlıklı veriler çoğunlukta ise tasarlanan model sağlıklıları daha yüksek performansla tahmin eder [25, 26, 40]. Bu çalışmada hem dengeli hem de dengesiz veri setlerini kullanıldı. Ayrıca bu veri setleri özelliklerinin %20'si Eta korelasyon yöntemiyle seçildi. Böylece daha belirleyici olan veri özellikleri kullanıldı. Bu çalışmada özellikleri seçilmeyen veri setleriyle de modeller oluşturuldu. Böylece Eta korelasyon yöntemiyle oluşturulan modellerle normal modelleri kıyaslama imkânı oluştu.

Ham veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile elde edilen en iyi test doğruluk oranı %84,66 olarak dengesiz seçilmiş Tüm özellik veri setinden, en iyi test özgüllük değeri

0,88 olarak dengeli seçilmiş Tüm özellik veri setinden ve en iyi test duyarlılık değeri 0,96 olarak dengesiz seçilmiş Time veri setinden elde edilmiştir.

Bay veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile tasarlanan modellerde en iyi test doğruluk oranı %91,75 olarak dengesiz Wavelet veri setinden, en iyi test özgüllük değeri 0,88 olarak dengeli MFCC, dengeli seçilmiş Baseline ve dengeli seçilmiş Wavelet veri setlerinden ve en iyi test duyarlılık değeri 0,96 olarak dengesiz Tüm özellik ve dengesiz seçilmiş Vocal veri setlerinden elde edilmiştir.

Bayan veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile tasarlanan modellerde en iyi test doğruluk oranı %91,21 olarak dengesiz seçilmiş Tüm özellik veri setinden, en iyi test özgüllük değeri 0,87 olarak dengeli Wavelet veri setinden ve en iyi test duyarlılık değeri 0,97 olarak dengesiz seçilmiş MFCC veri setinden elde edilmiştir.

Ham veri setleri kullanılarak SVM ile elde edilen en iyi test doğruluk oranı %93,12 olarak dengesiz seçilmiş Tüm özellik veri setinden, en iyi test özgüllük değeri 0,94 olarak dengeli seçilmiş Tüm özellik veri setinden ve en iyi test duyarlılık değeri 0,98 olarak dengesiz Tüm özellik ve dengesiz seçilmiş tüm veri setlerinden elde edilmiştir.

Bay veri setleri kullanılarak SVM ile tasarlanan modellerde en iyi test doğruluk oranı %93,81 olarak dengesiz seçilmiş Tüm özellik veri setinden, en iyi test özgüllük değeri 1 olarak dengeli seçilmiş Wavelet ve dengeli seçilmiş Tüm özellik veri setlerinden ve en iyi test duyarlılık değeri 1 olarak dengesiz Wavelet ve dengesiz Tüm veri setlerinden elde edilmiştir.

Bayan veri setleri kullanılarak SVM ile tasarlanan modellerde en iyi test doğruluk oranı %90,11 olarak dengesiz seçilmiş Tüm özellik veri setinden, en iyi test özgüllük değeri 0,97 olarak dengeli seçilmiş MFCC ve dengeli seçilmiş Tüm özellik veri setlerinden ve en iyi test duyarlılık değeri 0,98 olarak dengesiz seçilmiş Tüm veri setinden elde edilmiştir.

Yukarıda yapılan açıklamalardan da anlaşılacağı üzere en iyi özgüllük değerini dengeli veri setlerinden, en iyi duyarlılık değerini dengesiz veri setlerinden ve en iyi doğruluk oranını dengesiz seçilmiş veri setlerinden elde edilmiştir. En iyi duyarlılık değerinin dengesiz veri setlerinden elde edilmesinin sebebi, dengesiz veri setlerinde hasta sayısı fazla olduğu için sistemin hasta tahminini (duyarlılık) daha yüksek performansla gerçekleştirmesidir. Dengeleme işlemi uygulandığında ise dengeli veri seti içindeki sağlıklı birey sayısı oranı, dengesiz veri seti içindeki sağlıklı birey sayısı oranına kıyasla arttığı için tasarlanan sistemin sağlıklı bireyleri tahmin (özgüllük) etme performansını da artıracaktır. Yani tasarlanan modellerde kullanılan veri setlerinde hasta birey çoksa hasta birey teşhis performansı, sağlıklı birey çoksa sağlıklı birey teşhis performansı daha yüksek olacaktır.

Yine yukarıdaki ifadelerden cinsiyet bazlı ayrılmış veri setleriyle tasarlanan modellerin performansının daha yüksek olduğu açıkça görülmektedir. Ayrıca SVM algoritması ile tasarlanan modellerin performansı karar ağaçları ile gerçekleştirilen modellerin performansından daha yüksektir.

Ham veri setleri kullanılarak SVM ile tasarlanan modellerin en iyi doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırası ile %93,12, 0,94 ve 0,98'dir. Karar ağaçları ile elde edilen bu değerlerin en iyi sonuçlarıysa sırasıyla %84,66, 0,88 ve 0,96'dır.

Bay veri setleri kullanılarak SVM ile tasarlanan modellerin en iyi doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %93,81, 1 ve 1'dir. Karar ağaçları ile elde edilen bu değerlerin en iyi sonuçlarıysa sırasıyla %91,75, 0,88 ve 0,96'dır.

Bayan veri setleri kullanılarak SVM ile tasarlanan modellerin en iyi doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri sırasıyla %90,11, 0,97 ve 0,98'dir. Karar ağaçları ile elde edilen bu değerlerin en iyi sonuçlarıysa sırasıyla %91,21, 0,87 ve 0,97'dir.

Literatürdeki bazı çalışmalarda verilen sonuçlar eğitim ve test performanslarının ortalamasıdır [21, 41]. Bundan dolayı bu çalışmaların sonuçları tartışmalıdır. Bu çalışmada performans değerlendirmesi test sonuçları üzerinden yapıldı. Ayrıca

performans değerlendirmesini yaparken tüm performans değerlendirme kriterlerinin aritmetik ortalaması alındı. Bunun için performans değeri 1 üzerinden hesaplanan Duyarlılık, Özgüllük, F-Ölçümü, AUC ve Kappa değerlerini 100 ile çarparak performans değerleri 100 üzerinden hesaplanmış oldu. Böylece Doğruluk Oranı ile aynı performans değerlendirme büyüklüğüne (100) sahip olundu. Bundan sonra tüm performans değerlendirme kriterlerinin aritmetik ortalaması alındı ve bu test performans değerleri Tablo 6.2. ve Tablo 6.3.'de "ortalama" sütununda gösterildi. Bu işlemlerle elde edilen performans değerleri diğer çalışmalardakilerden daha kararlı ve daha güvenilirdir.

Tablo 6.1.'de Ham, Bay ve Bayan veri setlerinin özellik gruplarının tamamına (Baseline, MFCC, Time, Vocal, Wavelet ve Tüm özellik), dengeleme ve özellik seçme işlemi uygulayarak ve uygulamayarak elde edilen veri setlerinin tamamını kullanarak Karar Ağaçları ve SVM algoritmalarıyla tasarlanan veri setlerinin test performanslarının yüz üzerinden aritmetik ortalaması verilmiştir. Örneğin; Tablo 5.30.'da gösterilen bayan dengeli seçilmiş veri seti kullanılarak SVM algoritması ile gerçekleştirilen modellerin test performans değerlerinin yüz üzerinden aritmetik ortalaması Tablo 6.1.'de gösterilmiş ve %70,77'dir.

Tablo 6.1. Elimizdeki tüm veri setleri kullanılarak karar ağaçları ve SVM algoritmaları ile tasarlanan modellerin tamamının test performanslarının yüz üzerinden aritmetik ortalaması.

		Dengesiz	Dengesiz Seçilmiş	Dengeli	Dengeli Seçilmiş
Karar Ağaçları	Ham	70,78	70,94	67,09	65,51
	Bay	73,69	72,17	69,15	73,60
	Bayan	73,67	73,73	68,07	68,12
SVM	Ham	76,28	71,89	69,93	71,34
	Bay	77,74	71,83	71,50	76,36
	Bayan	73,80	71,40	70,14	70,77

Tablo 6.1.'de de görüldüğü üzere karar ağaçlarıyla tasarlanan cinsiyet bazlı modellerin performansı her durumda ham veri setleriyle tasarlanan modellerden daha yüksektir. SVM algoritmasıyla tasarlanan modellerde ise bay veri seti ile tasarlanan modeller çok daha iyi performansa sahipken bayan ve ham veri seti ile tasarlanan modellerin performansları genel olarak birbirine yakındır. Ancak bu durum dengesiz veri seti ile tasarlanan modellerde geçerli değildir. Bu durumda ham dengesiz veri seti kullanılarak

tasarlanan modellerin test performanslarının ortalaması %76,28 iken bayan dengesiz veri setiyle tasarlanan modellerinin test performanslarının ortalamasından %73,80'dir. Ayrıca bu tabloda SVM ile tasarlanan modellerin performansının karar ağaçları ile tasarlanan modellerden daha iyi sonuçlar verdiği açıkça görülmektedir.

Ham, bay ve bayan veri setleri kullanılarak karar ağaçları ile tasarlanan modellerin performanslarını kıyaslamak için bu veri setleri ile tasarlanan en iyi beş performansa sahip modeller toplu bir şekilde Tablo 6.2.'de gösterildi. Bu tabloda da görüldüğü üzere en iyi beş sonuç cinsiyet bazlı veri setleri ile elde edilmiştir. Buradan da cinsiyet bazlı teşhis algoritmalarının daha doğru sonuçlar verdiği açıkça görülmektedir.

Tablo 6.2. Ham, bay ve bayan veri setleri kullanılarak karar ağaçları algoritması ile ayrı ayrı elde edilen en iyi beş sınıflandırma sonucunun tek bir tabloda gösterimi

		DO	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa	Ort
Byn Dsiz S	E	92,00	0,92	0,92	0,92	0,92	0,83	88,76
	TÖ	91,21	0,81	0,95	0,88	0,88	0,78	
By Dsiz Wavelet	E	96,93	0,98	0,97	0,97	0,97	0,90	86,27
	T	91,75	0,73	0,95	0,83	0,84	0,68	
By Dsiz S	E	94,20	0,89	0,95	0,92	0,92	0,81	84,20
	TÖ	89,69	0,73	0,93	0,82	0,83	0,63	
By Dsiz	E	98,98	0,98	0,99	0,99	0,99	0,97	82,34
	TÖ	90,72	0,60	0,96	0,74	0,78	0,61	
By D S Wavelet	E	97,12	0,96	0,98	0,97	0,97	0,94	80,69
	T	82,35	0,88	0,78	0,82	0,83	0,65	
Ham Dsiz S Wavelet	E	93,30	0,84	0,97	0,90	0,90	0,82	80,14
	T	84,13	0,74	0,87	0,80	0,81	0,59	
Ham Dsiz S	E	95,06	0,86	0,98	0,92	0,92	0,87	79,88
	TÖ	84,66	0,70	0,90	0,78	0,80	0,59	
Ham D S	E	90,97	0,94	0,88	0,91	0,91	0,82	79,33
	TÖ	81,25	0,88	0,75	0,81	0,81	0,63	
By Dsiz S Wavelet	E	96,93	0,89	0,99	0,94	0,94	0,90	78,71
	T	88,66	0,53	0,95	0,68	0,74	0,53	
Byn Dsiz MFCC	E	81,45	0,57	0,94	0,71	0,76	0,56	78,34
	T	83,52	0,63	0,92	0,75	0,78	0,58	
Byn Dsiz	E	97,82	0,97	0,98	0,98	0,98	0,95	76,83
	TÖ	81,32	0,67	0,88	0,76	0,77	0,55	
Byn D	E	98,92	0,98	1,00	0,99	0,99	0,98	76,56
	TÖ	78,69	0,80	0,77	0,79	0,79	0,57	
Ham Dsiz	E	97,88	0,97	0,98	0,97	0,97	0,94	76,46
	TÖ	81,48	0,67	0,86	0,76	0,77	0,52	
Byn Dsiz S MFCC	E	80,00	0,50	0,96	0,66	0,73	0,51	76,35
	T	83,52	0,52	0,97	0,68	0,74	0,55	
Ham Dsiz MFCC	E	83,60	0,64	0,90	0,75	0,77	0,56	74,23
	T	80,42	0,61	0,87	0,72	0,74	0,47	

E: Eğitim, T: Test, Ort: Ortalama, DO: Doğruluk oranı, Byn: Bayan, By: Bay, D: Dengeli, Dsiz: Dengesiz, S: Seçilmiş, TÖ: Tüm özellikler

Ham, bay ve bayan veri setleri kullanılarak SVM ile tasarlanan modellerin performanslarını kıyaslamak için bu veri setleri ile tasarlanan en iyi beş performansa sahip modeller toplu bir şekilde Tablo 6.3.'te gösterildi.

Tablo 6.3. Ham, bay ve bayan veri setleri kullanılarak SVM algoritması ile ayrı ayrı elde edilen en iyi beş sınıflandırma sonucunun tek bir tabloda gösterimi

		DO	Özgüllük	Duyarlılık	F-Ölçümü	AUC	Kappa	Ort
By D S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	90,43
TÖ	T	91,18	1,00	0,83	0,91	0,92	0,82	
Ham Dsiz S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	89,71
TÖ	T	93,12	0,78	0,98	0,87	0,88	0,80	
Ham Dsiz S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	89,54
Wavelet	T	92,59	0,80	0,97	0,88	0,88	0,79	
Ham D S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	87,38
Wavelet	T	88,54	0,92	0,85	0,88	0,89	0,77	
By D S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	87,21
Wavelet	T	88,24	1,00	0,78	0,88	0,89	0,77	
By Dsiz S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	87,03
TÖ	T	93,81	0,67	0,99	0,80	0,83	0,73	
Ham D S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	86,21
TÖ	T	87,50	0,94	0,81	0,87	0,88	0,75	
Byn Dsiz S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	86,05
Wavelet	T	89,01	0,78	0,94	0,85	0,86	0,73	
Byn Dsiz S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	86,02
TÖ	T	90,11	0,70	0,98	0,82	0,84	0,74	
By Dsiz	E	99,66	0,98	1,00	0,99	0,99	0,99	84,48
Time	T	92,78	0,60	0,99	0,75	0,79	0,68	
By D S	E	99,04	1,00	0,98	0,99	0,99	0,98	83,87
Baseline	T	85,29	0,88	0,83	0,85	0,85	0,71	
Ham Dsiz	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	83,87
MFCC	T	88,36	0,72	0,94	0,81	0,83	0,67	
Byn D S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	83,71
TÖ	T	85,25	0,97	0,74	0,84	0,85	0,71	
Byn Dsiz	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	82,17
TÖ	T	86,81	0,67	0,95	0,78	0,81	0,66	
Byn D S	E	100,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	80,10
Wavelet	T	81,97	0,93	0,71	0,81	0,82	0,64	

E: Eğitim, T: Test, Ort: Ortalama, DO: Doğruluk oranı, Byn: Bayan, By: Bay, D: Dengeli, Dsiz: Dengesiz, S: Seçilmiş, TÖ: Tüm özellikler

Sonuç olarak, bu çalışma ile tasarlanan model tanı konulacak şahsın sadece ses kayıtlarına ihtiyaç duyar. Bu sayede teşhis işlemi hem daha hızlı hem de daha düşük maliyette olacaktır. Ayrıca doktorların iş yükü azalacak ve hastaların daha kolay bir teşhis süreci geçirmeleri sağlanacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] I. Kurt, S. Ulukaya, and O. Erdem, "Musical Feature Based Classification of Parkinson's Disease Using Dysphonic Speech," in *2018 41st International Conference on Telecommunications and Signal Processing, TSP 2018*, 2018.
- [2] M. A. Little, P. E. McSharry, E. J. Hunter, J. Spielman, and L. O. Ramig, "Suitability of dysphonia measurements for telemonitoring of Parkinson's disease," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 56, no. 4, pp. 1015–1022, Apr. 2009.
- [3] O. B. Tysnes and A. Storstein, "Epidemiology of Parkinson's disease," *Journal of Neural Transmission*, vol. 124, no. 8. Springer-Verlag Wien, pp. 901–905, 01-Aug-2017.
- [4] A. Wood-Kaczmar, S. Gandhi, and N. W. Wood, "Understanding the molecular causes of Parkinson's disease," *Trends in Molecular Medicine*, vol. 12, no. 11. pp. 521–528, Nov-2006.
- [5] J. Jankovic, "Parkinson's disease: clinical features and diagnosis," 2017.
- [6] W. Poewe and C. Scherfler, "Role of dopamine transporter imaging in investigation of parkinsonian syndromes in routine clinical practice," *Mov. Disord.*, vol. 18, no. SUPPL. 7, 2003.
- [7] L. D. Perju-Dumbrava *et al.*, "Dopamine transporter imaging in autopsy-confirmed Parkinson's disease and multiple system atrophy.," *Mov. Disord.*, vol. 27, no. 1, pp. 65–71, Jan. 2012.
- [8] C. O. Sakar *et al.*, "A comparative analysis of speech signal processing algorithms for Parkinson's disease classification and the use of the tunable Q-factor wavelet transform," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 74, pp. 255–263, Jan. 2019.
- [9] R. Mathur, V. Pathak, and D. Bandil, "Parkinson Disease Prediction Using Machine Learning Algorithm," in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2019, vol. 841, pp. 357–363.
- [10] B. Karan, S. S. Sahu, and K. Mahto, "Parkinson disease prediction using intrinsic mode function based features from speech signal," *Biocybern. Biomed. Eng.*, May 2019.

- [11] J. Tang *et al.*, “Artificial Neural Network–Based Prediction of Outcome in Parkinson’s Disease Patients Using Datscan Spect Imaging Features,” *Mol. Imaging Biol.*, 2019.
- [12] R. M. Sadek *et al.*, “Parkinson’s Disease Prediction Using Artificial Neural Network.” 2019.
- [13] S. Torun, “Parkinsonlularda Konuşma Fonksiyonunun Subjektif ve Objektif (Elektrolaringografik) Yöntemlerle incelenmesi,” 1991.
- [14] H. Gürüler, “A novel diagnosis system for Parkinson’s disease using complex-valued artificial neural network with k-means clustering feature weighting method,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 28, no. 7, pp. 1657–1666, Jul. 2017.
- [15] Ö. Eskidere, “A Comparison Of Feature Selection Methods For Diagnosis Of Parkinson’s Disease From Vocal Measurements,” 2012.
- [16] C. O. Sakar and O. Kursun, “Telediagnosis of Parkinson’s disease using measurements of dysphonia.,” *J. Med. Syst.*, vol. 34, no. 4, pp. 591–9, Aug. 2010.
- [17] A. Tsanas, M. A. Little, P. E. McSharry, and L. O. Ramig, “Nonlinear speech analysis algorithms mapped to a standard metric achieve clinically useful quantification of average Parkinson’s disease symptom severity,” *J. R. Soc. Interface*, vol. 8, no. 59, pp. 842–855, Jun. 2011.
- [18] M. Peker, “A decision support system to improve medical diagnosis using a combination of k-medoids clustering based attribute weighting and SVM.,” *J. Med. Syst.*, vol. 40, no. 5, p. 116, May 2016.
- [19] B. Erdogdu Sakar, G. Serbes, and C. O. Sakar, “Analyzing the effectiveness of vocal features in early telediagnosis of Parkinson’s disease,” *PLoS One*, vol. 12, no. 8, p. e0182428, 2017.
- [20] M. Peker, B. Şen, and D. Delen, “Computer-aided diagnosis of Parkinson’s disease using complex-valued neural networks and mRMR feature selection algorithm,” *J. Healthc. Eng.*, vol. 6, no. 3, pp. 281–302, Aug. 2015.
- [21] K. Pak *et al.*, “Prediction of future weight change with dopamine transporter in patients with Parkinson’s disease,” *J. Neural Transm.*, vol. 126, no. 6, pp. 723–729, Jun. 2019.
- [22] S. Grover, S. Bhartia, Akshama, A. Yadav, and K. R. Seeja, “Predicting Severity of Parkinson’s Disease Using Deep Learning,” in *Procedia Computer Science*, 2018, vol. 132, pp. 1788–1794.

- [23] T. J. Wroge, Y. Özkanca, C. Demiroglu, D. Si, D. C. Atkins, and R. H. Ghomi, "Parkinson's Disease Diagnosis Using Machine Learning and Voice," in *2018 IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium, SPMB 2018 - Proceedings*, 2019.
- [24] Z. Ö. Elif Kartal, "Dengesiz Veri Setlerinde Sınıflandırma." pp. 109–131, 2017.
- [25] R. Alpar, *Reha Alpar. Spor Sağlık Ve Eğitim Bilimlerinden Örneklerle Uygulamalı İstatistik ve Geçerlik-Güvenirlilik*, 2018th ed. Detay Yayıncılık, 2018.
- [26] S. García, S. Ramírez-Gallego, J. Luengo, J. M. Benítez, and F. Herrera, "Big data preprocessing: methods and prospects," *Big Data Anal.*, vol. 1, no. 1, Dec. 2016.
- [27] UCI, "UCI Makine Öğrenimi Havuzu: Parkinson Hastalığı Sınıflandırma Veri Seti," <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Parkinson%27s+Disease+Classification>. Erişim Tarihi: 04.11.2019
- [28] Prof. Dr. Hülya Apaydın, Prof. Dr. Sibel Özekmekçi, Uzm. Fizyoterapist Semra Oğuz, *Parkinson Hastalığı Hasta ve Yakınları İçin El Kitabı*. 2013.
- [29] İ. Kurt, "Makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak sesin müzikal öznelikleri ile Parkinson hastalığının tespiti," Edirne, 2018.
- [30] Türkiye Parkinson Hastalığı Derneği, "Doktorunuz Parkinson Hastalığı Tanısını Nasıl Koyar? - TPHD," <http://parkinsonderneği.com/doktorunuz-parkinson-hastaligi-tanisini-nasil-koyar/>. Erişim Tarihi: 03.11.2019
- [31] <https://www.acibadem.com.tr/ilgi-alani/parkinson-hastaligi/#tedavi-yontemleri>. Erişim Tarihi: 19.01.2020
- [32] <https://www.medicalpark.com.tr/parkinson-hastaligi/hg-1976>. Erişim Tarihi: 19.01.2020
- [33] <http://koklea.tripod.com/ses.htm>. Erişim Tarihi: 27.01.2020
- [34] C. Işıkhani, "Müzikte İnsan Sesi Üretim Modelleri ve İşleme Teknolojileri Üzerine Bir İnceleme: Tını Üretim Modellerinden Müziksel Doğrulamaya Geçiş," 2008.
- [35] M. K. Uçar, "Makine Öğrenimi için Eta Korelasyon Katsayısı Tabanlı Özellik Seçimi Algoritması: E-Skor Özellik Seçimi Algoritması - Semantik Bilgin," 2019.

- [36] J. R. (John Ross) Quinlan and J. Ross, “C4.5 : programs for machine learning. Morgan Kaufmann Publishers,” 1993.
- [37] M. K. Uçar, “Obstrüktif Uyku Apne Teşhisi İçin Makine Öğrenmesi Tabanlı Yeni Bir Yöntem Geliştirilmesi,” 2017.
- [38] <https://towardsdatascience.com/understanding-auc-roc-curve-68b2303cc9c5>.
Erişim Tarihi: 11.02.2020
- [39] E. Kartal, “Sınıflandırmaya Dayalı Makine Öğrenmesi Teknikleri ve Kardiyolojik Risk Değerlendirmesine İlişkin bir Uygulama,” 2015.
- [40] B. E. Sakar *et al.*, “Collection and analysis of a Parkinson speech dataset with multiple types of sound recordings,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 17, no. 4, pp. 828–834, 2013.



ÖZGEÇMİŞ

Kılıçarslan YILDIRIM, 11.10.1991 tarihinde Gümüşhane ilinin Kelkit ilçesinde doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini Kelkit'te tamamladı. 2011 yılında Tunceli Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliğini kazandı. 2012 yılında Sakarya Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümüne yatay geçiş yaptı. 2014 yılında lisans eğitimini bitirerek 2015 yılında Sakarya Üniversitesi'nde yüksek lisans eğitimine başladı. 2016 yılında Polis Amirleri Eğitimi Merkezi'ni kazandı ve 2017 yılında Komiser Yardımcısı olarak mezun oldu. Şu anda Şırnak Özel Harekât Şubesi'nde çalışmaktadır.