



**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



DOKTORA

**ÇOKLU SES KAYITLARI İÇEREN BİR PARKİNSON
KONUŞMA VERİ KÜMESİNİN TOPLANMASI VE
ANALİZİ**

Betül ERDOĞDU ŞAKAR

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

Danışman

Prof. Dr. Ahmet SERTBAŞ

II. Danışman

Doç. Dr. Olcay KURŞUN

İSTANBUL

Bu çalışma 21/01/2014 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Bilgisayar Mühendisliği programında Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi:

Prof. Dr. Ahmet SERTBAŞ (Danışman)
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

Prof. Dr. Abdül Halim ZAIM
İstanbul Ticaret Üniversitesi
Mühendislik ve Tasarım Fakültesi

Prof. Dr. Fikret GÜRGEN
Boğaziçi Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

Prof. Dr. Aydın AKAN
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

Doç. Dr. Abdullah BAL
Yıldız Teknik Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Fakültesi

ÖNSÖZ

Bu çalışma, İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yapılan **Çoklu Ses Kayıtları İçeren Bir Parkinson Konuşma Veri Kümesinin Toplanması ve Analizi** adlı doktora tez çalışmasını içermektedir.

Doktora öğrenimim sırasında ve tez çalışmalarım boyunca gösterdiği her türlü destek ve yardımlarından dolayı çok değerli danışman hocam, Sayın Prof. Dr. Ahmet SERTBAŞ'a,

Bu çalışmanın yürütülmesi boyunca ilminden faydalandığım, insani ve ahlaki değerleri ile örnek aldığım, yanında çalışmaktan onur duyduğum ve ayrıca tecrübelerinden yararlanırken göstermiş olduğu hoşgörü ve sabırdan dolayı değerli eş danışman hocam, Sayın Doç. Dr. Olcay KURŞUN'a,

Bize bu çalışmayı yapabilmemiz için gereken her türlü imkânı sağlayan, tıbbi bilgilerini bizlerden esirgemeyen Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Nöroloji Ana Bilim Dalında görev yapan, Sayın Prof. Dr. Hülya APAYDIN ve Sayın Uzm. Dr. M. Şakir DELİL'e,

Çalışma süresince Türkiye'ye yaptığı ziyaretlerde projeye farklı bakış açılarından bakmamı sağlayan Doç. Dr. V. Oleg FAVOROV'a,

Bu çalışma boyunca yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen başta Araş. Gör. M.Erdem İSENKUL olmak üzere tüm çalışma arkadaşlarıma,

Çalışmaya katılan tüm hasta ve sağlıklı bireylere, en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Ve son olarak hayatım boyunca bana yol gösteren, destek olan ve her zaman yanımda olan sevgili annem, babam, kardeşim ve eşime en içten duygularıyla teşekkür eder, sevgilerimi sunarım.

Bu doktora tez çalışması Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) Yurt İçi Doktora Burs Programı (2211) tarafından desteklenmiştir.

Ocak, 2014

Betül ERDOĞDU ŞAKAR

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ.....	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİL LİSTESİ.....	v
TABLO LİSTESİ	vii
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ	ix
ÖZET.....	xi
SUMMARY	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL KISIMLAR	6
2.1. YAPAY ÖĞRENME.....	6
2.2. PARKİNSON HASTALIĞI.....	8
2.2.1. Belirtileri	10
2.2.1.1. Kaslarla İlgili Belirtiler	10
2.2.1.2. Diğer Belirtiler	12
2.2.2. Sebepleri.....	13
2.2.2.1. Etkeni Belli Olmayan Sebepler	13
2.2.2.2. Toksik Sebepler	14
2.2.2.3. Genetik Sebepler	15
2.2.2.4. Kafa Sarsıntısı.....	15
2.2.2.5. İlaça Bağlı Sebepler.....	15
2.2.2.6. Diğer Sebepler	15
2.2.3. Tanı	16
2.2.3.1. Ölçekler.....	16
2.2.3.2. Fiziksel Yöntemler.....	17
2.2.4. Tedavi.....	20
2.2.4.1. İlaç Tabanlı Tedaviler	21
2.2.4.2. Beslenme Tabanlı Tedaviler	21
2.2.4.3. Cerrahi Tabanlı Tedaviler	21

2.2.4.4.	<i>Teknoloji Tabanlı Tedaviler</i>	21
2.2.4.5.	<i>Fiziksel Tedaviler</i>	21
2.2.4.6.	<i>Işık Tedavileri</i>	22
2.2.4.7.	<i>Elektromanyetik Uyarı</i>	22
2.2.5.	<i>Yaygınlık</i>	22
2.2.6.	<i>Tarihsel Geçmişi</i>	22
2.2.7.	<i>Konuşma ve Parkinson Hastalığı</i>	26
3.	MALZEME VE YÖNTEM	29
3.1.	SİSTEMİN GENEL YAPISI	29
3.2.	VERİ	30
3.3.	ÖZNİTELİK ÇIKARIMI	31
3.3.1.	<i>Praat Akustik Analiz Yazılımı</i>	32
3.3.1.1.	<i>Jitter Sınıfı Öznitelikler</i>	35
3.3.1.2.	<i>Shimmer Sınıfı Öznitelikler</i>	36
3.3.1.3.	<i>Diğer Öznitelikler</i>	37
3.4.	SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ	38
3.4.1.	<i>k-En Yakın Komşu Algoritması</i>	39
3.4.2.	<i>Destek Vektör Makineleri</i>	45
3.4.2.1.	<i>Çekirdek ve Çekirdek Fonksiyonları</i>	48
3.5.	ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMLERİ	49
3.5.1.	<i>n – Katlı Çapraz Geçerleme Yöntemi</i>	49
3.5.2.	<i>Birini-Dışarıda-Bırakma Çapraz Geçerleme Yöntemi</i>	50
3.5.3.	<i>Bir-Bireyi-Dışarıda-Bırakma Çapraz Geçerleme Yöntemi</i>	52
3.5.4.	<i>Özetlenmiş Birini Dışarıda Bırakma Çapraz Geçerleme Yöntemi</i>	52
3.5.6.	<i>5 x 2 Çapraz Geçerleme Yöntemi</i>	54
3.6.	MERKEZİ EĞİLİM VE DAĞILIM ÖLÇÜTLERİ	56
3.6.1.	<i>Merkezi Eğilim Ölçütleri</i>	56
3.6.1.1.	<i>Ortalama</i>	56
3.6.1.2.	<i>Medyan</i>	56
3.6.1.3.	<i>Kırılmış Ortalama</i>	56
3.6.2.	<i>Dağılım Ölçütleri</i>	57
3.6.2.1.	<i>Standart Sapma</i>	57
3.6.2.2.	<i>Kartil Aralığı</i>	57
3.6.2.3.	<i>Ortalama Mutlak Sapma</i>	58

3.7.	DEĞERLENDİRME ÖLÇÜTLERİ.....	59
3.7.1.	Doğruluk	59
3.7.2.	Duyarlılık	60
3.7.3.	Özgüllük.....	60
3.7.4.	Matthews Korelasyon Katsayısı.....	60
3.8.	SONUÇLARIN İSTATİSTİKSEL ANLAMLILIĞI	61
3.8.1.	McNemar Testi.....	61
4.	BULGULAR	63
4.1.	BİRİNİ-DIŞARIDA-BIRAKMA ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRMA.....	63
4.2.	BİR BİREYİ DIŞARIDA BIRAKMA ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRMA	65
4.3.	5 X 2 ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRMA	66
4.4.	ÖZETLENMİŞ ÖZNİTELİKLERLE SINIFLANDIRMA.....	67
4.4.1.	Özetlenmiş 5 x 2 Çapraz Geçerleme Yöntemi ile Sınıflandırma.....	67
4.4.2.	Özetlenmiş Birini Dışarıda Bırakma Çapraz Geçerleme Yöntemi ile Sınıflandırma	70
4.5.	ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMLERİNİN DETAYLI İNCELENMESİ VE KARŞILAŞTIRILMASI.....	75
5.	TARTIŞMA VE SONUÇ	80
6.	KAYNAKLAR.....	83
7.	EKLER.....	95
EK 1.	BİRLEŞİK PARKİNSON HASTALIĞI DERECELENDİRME ÖLÇEĞİ (BPHDÖ)	95
EK 2.	HOEHN -YAHR ÖLÇEĞİ	102
EK 3.	SCHWAB VE ENGLAND GÜNLÜK YAŞAM AKTİVİTELERİ ÖLÇEĞİ	103
EK 4.	PHA39 – PARKİNSON HASTALIĞI ANKETİ 39	104
EK 5.	SES KAYDI ESNASINDA HASTAYA SÖYLETİLEN SES ÖRNEKLERİ	108
8.	ÖZGEÇMİŞ.....	109

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1: SPECT görüntüleme.....	17
Şekil 2.2: PET görüntüleme.	18
Şekil 2.3: Kinetigraf.	18
Şekil 2.4: Koku testi.	19
Şekil 2.5: Transkranial sonografi.....	19
Şekil 2.6: Göz – beyin takibi.	20
Şekil 2.7: Giyilebilir sensör.	20
Şekil 2.8: Paul Marie Louis Pierre Richer tarafından çizilen Parkinson hastası eli.	26
Şekil 2.9: Paul Marie Louis Pierre Richer tarafından çizilen Parkinson hastası duruşu.....	26
Şekil 3.1: Sistemin genel yapısı.....	30
Şekil 3.2: Yukarıda sağlıklı denek ve aşağıda ise Parkinson hastası denek ses dalga formu (Y eksenini genlik, X eksenini ise zaman).....	31
Şekil 3.3: Praat açılış ekranı.	33
Şekil 3.4: Praat dalga formu analizi.....	34
Şekil 3.5: Praat ses analizi raporu.....	34
Şekil 3.6: Rasgele bir veri üzerinde çizilmiş Voronoi diyagramı.....	40
Şekil 3.7: k -EYK ile sınıfı bilinmeyen örneğin sınıf tespiti.	41
Şekil 3.8: En yakın üç komşuya olan uzaklığın hesaplanması.	41
Şekil 3.9: Sınıfı bilinmeyen örneğin sınıfının belirlenmesi.....	42
Şekil 3.10: Manhattan ve Öklid uzaklığı gösterimi.	44
Şekil 3.11: Destek vektör makinesi algoritmasının şekilsel gösterimi.	46
Şekil 3.12: Destek vektör makinesi algoritmasının MATLAB svmTrain() fonksiyonu ile gösterimi.	46
Şekil 3.13: n – Katlı çapraz geçişleme.	50

Şekil 3.14: Birini-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemi.	51
Şekil 3.15: Bir-bireyi-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemi.	53
Şekil 3.16: 5 x 2 çapraz geçerleme.	54
Şekil 3.17: Özetlenmiş birini dışarıda bırakma çapraz geçerleme yöntemi.	55
Şekil 3.18: Kutu (Box and Whisker) grafiği.	58
Şekil 4.1: Ses örneği sayısı ve BBDB ve ö-BDB çapraz geçerleme yöntemlerine göre DVM sınıflandırıcısı doğruluğu.	78
Şekil 4.2: Ses örneği sayısı ve BBDB ve ö-BDB çapraz geçerleme yöntemlerine göre DVM sınıflandırıcısı MKK değeri.	78

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 3.1: Ses örneklerinden çıkarılan frekans-zaman tabanlı öznelilikler ve türleri.....	32
Tablo 3.2: Sınıflandırıcının tahmini ve gerçek duruma göre DA, YA, DE ve YE sayıları matrisi.	59
Tablo 3.3: McNemar testi kontenjans tablosu.....	61
Tablo 4.1: Ses örneklerinin her birinin farklı sınıflandırıcılara beslenmesiyle elde edilen doğruluk, duyarlılık ve özgüllük sonuçları ve ortalamaları (yüzde cinsinden).....	64
Tablo 4.2: Bir bireyi dışarıda bırakma sınama yöntemi ve <i>k</i> -EYK algoriması kullanılarak elde edilen doğruluk, Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK), duyarlılık ve özgüllük sonuçları.....	65
Tablo 4.3: Bir bireyi dışarıda bırakma sınama yöntemi ve DVM algoriması kullanılarak elde edilen doğruluk, Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK), duyarlılık ve özgüllük sonuçları.....	66
Tablo 4.4: 5x2 çapraz geçerleme yöntemi ve <i>k</i> -EYK algoriması kullanılarak elde edilen doğruluk, Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK), duyarlılık ve özgüllük sonuçları.	66
Tablo 4.5: 5x2 çapraz geçerleme yöntemi ve DVM algoriması kullanılarak elde edilen doğruluk, Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK), duyarlılık ve özgüllük sonuçları.	67
Tablo 4.6: Özetlenmiş 5 x 2 çapraz geçerleme yöntemi <i>k</i> -EYK sınıflandırmasının başarısı.....	69
Tablo 4.7: Özetlenmiş 5 x 2 çapraz geçerleme yöntemi DVM sınıflandırmasının başarısı.....	70
Tablo 4.8: Ses örneklerinin merkezi eğilim ölçüleri ile <i>k</i> -EYK ve DVM sınıflandırıcılara beslenmesiyle elde edilen doğruluk, duyarlılık ve özgüllük sonuçları.	71
Tablo 4.9: Bir bireyi dışarıda bırakma ve özetlenmiş birini dışarıda bırakma sınama yöntemi <i>k</i> -EYK sınıflandırmasının başarısı.....	73
Tablo 4.10: Bir bireyi dışarıda bırakma ve özetlenmiş birini dışarıda bırakma sınama yöntemi ile DVM sınıflandırmasının başarısı.....	75
Tablo 4.11: Bir bireyi dışarıda bırakma ve özetlenmiş birini dışarıda bırakma sınama yöntemleri ile DVM sınıflandırmasının McNemar testi.....	76
Tablo 4.12: Her bireyden rasgele örnekler seçilerek yapılan 1000 denemenin ortalama ve en iyi sonuçları.	76
Tablo 4.13: En iyi sonuçları veren ses örneklerinin bireysel DVM başarıları.	77

Tablo 4.14: Bağımsız test kümesi üzerinde k -EYK başarısı	79
Tablo 4.15: Bağımsız test kümesi üzerinde DVM başarısı	79

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler

Açıklama

C	: Maaliyet parametresi
d	: Derece
g	: Çekirdek genişliği
<x, y>	: x – y iç çarpımı
α	: Eğim
σ	: Çekirdek genişliği (dairesel tabanlı işlev için)
γ	: Çekirdek genişliği (üssel işlev için)
τ	: Zamanda gecikme

Kısaltmalar

Açıklama

apq3	: 3 noktalı genlik değişim katsayısı
apq5	: 5 noktalı genlik değişim katsayısı
apq11	: 11 noktalı genlik değişim katsayısı
BDB	: Birini-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemi
BBDB	: Bir-bireyi-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemi
BPHDÖ	: Birleşik parkinson hastalığı değerlendirme ölçeği
DA	: Doğru artı
dB	: Desibel
DE	: Doğru eksi
DTİ	: Dairesel tabanlı işlev
DVM	: Destek vektör makinesi
GHO	: Gürültü – harmonik oranı
HGO	: Harmonik – gürültü oranı
HYÖ	: Hoehn – Yahr ölçeği
k-EYK	: k-en yakın komşu
kHz	: Kilohertz
L-DOPA	: L-3,4- dihidroksifenil alanin
MKK	: Matthews korelasyon katsayısı
MPTP	: 1-metil, 4-fenil, 1,2,3,6-tetrahidropiridin
ö-BDB	: Özetlenmiş birini dışarıda bırakma çapraz geçerleme yöntemi
PET	: Pozitron emisyonlu tomografi (positron emission tomography)
PHA39	: Parkinson hastalığı anketi 39
PHYK	: Parkinson hastalığı yaşam kalitesi anketi
ppq5	: 5 noktalı periyot değişim katsayısı
rap	: Bağlı ortalama değişim
SPECT	: Tek foton emisyonlu bilgisayarlı tomografi (single-photon emission computed tomography)
wav	: Dalga formu ses dosyası
YA	: Yanlış artı

YE : Yanlış eksi

ÖZET

DOKTORA

ÇOKLU SES KAYITLARI İÇEREN BİR PARKİNSON KONUŞMA VERİ KÜMESİ TOPLANMASI VE ANALİZİ

Betül ERDOĞDU ŞAKAR

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman : Prof. Dr. Ahmet SERTBAŞ

II. Danışman : Doç. Dr. Olcay KURŞUN

Teknoloji ilerledikçe, tıp alanında kestirimci uzaktan tanı ve takip sistemlerinin kullanımı gittikçe artmaktadır. Bu tip sistemler tansiyon ve şeker gibi yaygın hastalıkların teşhis, tanı ve takibinde sıklıkla kullanılmaktadır. Bu sistemlere artan ilgiyle birlikte, Parkinson hastalığının teşhis, tanı ve takibinde kullanılabilecek konuşmadan örüntü tanıma uygulamalarına olan ilgi de artmıştır. Bu amaçla, bu çalışmada Parkinson hastaları için bir dizi konuşma alıştırmasından derlenmiş sürekli sesli harfleri, kelimeleri ve cümleleri içeren farklı ses örnekleri toplanmıştır. Her denek için birden fazla ses kaydı içeren bu tür bir veri kümesi üzerinde çalışacak kestirimci bir yapay öğrenme modeli çıkarımında iki temel sorun bulunmaktadır. Birincisi, bu farklı ses örneklerinin Parkinson hastalığının teşhisinde ne kadar kestirimci olabileceğini tahmin etmektir. Diğeri ise, bir deneğin tüm örnek ses kayıtları yerine bu kayıtların merkezi eğilim ve dağılım ölçütlerini kullanmanın bu deneğin tüm kayıtlarını ne kadar temsil edeceğidir. Bu çalışmanın amacı toplanan Parkinson veri kümesi üzerinde çeşitli yapay öğrenme algoritmalarını kullanarak hangi ses örneğinin daha başarılı sonuçlar vereceğini bulmak; ayrıca merkezi eğilim ve dağılım ölçütlerini kullanarak ses örneklerinden çıkarılan temsili değişkenlerin başarısını ölçmektir. Yapılan bu çalışma sonucunda toplanan Parkinson veri kümesi üzerinde kullanılan popüler yapay öğrenme algoritmaları göstermiştir ki daha önce yapılan çalışmalarda da gösterildiği gibi sürekli sesli harfler daha fazla ayırt edici bilgi içermektedir. Ayrıca bir deneğe ait farklı ses örneklerinin merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri ile gösterimini kullanmak kestirimci modelin ayırt edici özelliğini arttırmaktadır.

Ocak 2014, 127 sayfa.

Anahtar kelimeler: merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri, çapraz geçerleme, çoklu ses türleri, konuşma bozuklukları, Parkinson hastalığının uzaktan tanısı.

SUMMARY

Ph.D. THESIS

COLLECTION AND ANALYSIS OF A PARKINSON SPEECH DATASET WITH MULTIPLE TYPES OF SOUND RECORDINGS

Betül ERDOĞDU ŞAKAR

İstanbul University

Graduate School of Science and Engineering

Department of Computer Engineering

Supervisor : Prof. Dr. Ahmet SERTBAŞ

Co-Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Olcay KURŞUN

As the technological progress advances, usage of predictive telediagnosis and telemonitoring systems in the medical area is also increasing. These kind of systems have already been used for the diagnosis and monitoring of widespread diseases like tension (hyper/hipo) and diabetes. With the increasing interest to these systems, there has been an increased interest in speech pattern analysis applications of Parkinsonism for building predictive telediagnosis and telemonitoring models. For this purpose, we have collected a wide variety of voice samples, including sustained vowels, words, and sentences compiled from a set of speaking exercises for People with Parkinson's (PWP). There are two main issues in learning from such a dataset that consists of multiple speech recordings per subject: (i) how predictive these various types, e.g. sustained vowels vs. words, of voice samples are in Parkinson's Disease (PD) diagnosis? (ii) how well the central tendency and dispersion metrics serve as representatives of all sample recordings of a subject? One of the aims of this thesis study is to investigate the performance of popular machine learning tools on different voice samples. Additionally the success of using the representations of the voice samples with the central tendency and dispersion metrics is also examined. This study showed that investigating our Parkinson dataset using well-known machine learning tools, as reported in the literature, sustained vowels are found to carry more PD-discriminative information. It is also found that rather than using each voice recording of each subject as an independent data sample, representing the samples of a subject with central tendency and dispersion metrics improves generalization of the predictive model.

January, 2014, 127 pages.

Keywords: central tendency and dispersion metrics, cross validation, multiple sound types, speech impairments, tediagnosis of Parkinson's disease.

1. GİRİŞ

Dünya genelinde nörolojik hastalıklar insanları oldukça etkilemekte ve hastaların ya da hastalıktan ölenleri sayısı günden güne artmaktadır. Parkinson hastalığı 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]. Hastalığa ait çeşitli belirtiler daha eski kaynaklara dayanmasına rağmen hastalık 1817’de Doktor James Parkinson tarafından titrek felç olarak tanımlanmış ve adlandırılmıştır [2]. Genelde yaşlı insanlarda görülür ve hastaların %90’ında konuşma ve motor yeteneklerde (yazma, denge gibi) kayba sebep olur [3]. İleri yaşlarda görülen hastalıklar arasında Alzheimer hastalığının ardından Parkinson hastalığı en yaygın ikinci nörolojik sağlık problemidir [4]. Hastalığın görülme ve yaygınlık oranları farklı çalışmalarda değişmektedir. Kabaca dünyada 10 milyon Türkiye’de ise yaklaşık olarak 100000 - 130000 kişi bu hastalıktan şikâyetçidir denebilir [5] [6]. Son zamanlarda yapılan kapsamlı bir çalışmada hastalığın görülme oranı 20 / 100000 olarak verilmiştir [7]. Sadece Kuzey Amerika’da bir milyondan fazla Parkinson hastası olduğu bilinmektedir [8]. Avrupa’da ise hastalığın yaygınlığı 108-257 / 100000 iken görülme oranı 11-19 / 100000 oranındadır [9]. Ayrıca hastaların %20 gibi bir kısmının ise hali hazırda teşhis edilmediği belirtilmektedir [10]. Yapılan çalışmaların çoğu göstermiştir ki erkek hastaların sayısı kadın hastalardan oldukça fazladır [11] [12]. Bunun yanı sıra, erkeklerin hastalığa yakalanma ihtimali %4,4, kadınların ise %3,7 olarak verilmiştir [13].

Yaşlılık ile birlikte birçok kişinin sağlığında ve dolayısıyla vücut sistemlerinde bozukluklar görülmeye başlanır. Yaşlılığın en çok etkilediği sistem sinir sistemidir. Aslında birçok çalışma sadece yaştan bile Parkinson hastalığında önemli bir risk faktörü olduğunu göstermektedir. Ve bu risk 50 yaş ile birlikte hızlı bir şekilde artmaktadır [13]. Özellikle 65 yaş üzeri her 100 kişiden birinde Parkinson hastalığı genellikle görülmektedir.

Parkinson hastalığı ilerleyici bir hastalıktır. Zamanla belirtiler artar ve hastalığın ilerlemesi durdurulamaz. Fakat farmakolojik ve/veya cerrahi müdahalelerle bazı belirtiler azaltılabilir ve hastaların yaşam süresi uzatılabilir.

Doktorlar Parkinson hastalığının belirtilerinin şiddetini ölçmek amaçlı Birleşik Parkinson Hastalığı Değerlendirme Ölçeği (BPHDÖ), Hoehn – Yahr Ölçeği, Schwab ve England Günlük Yaşam Aktiviteleri Ölçeği, Parkinson Hastalığı Anketi 39 (PHA39), Parkinson Hastalığı Yaşam Kalitesi Anketi (PHYK) gibi birçok farklı ölçüm yöntemlerini kullanmaktadırlar. Bunların en çok kullanılanı BPHDÖ'dür [14]. Bu ölçekler genelde belirtilerin varlığını ve şiddetini tespit etmeye yarar, fakat altında yatan nedeni araştırmaz. Günümüzde Parkinson hastalığı takibi aşağı yukarı şu şekilde yapılmaktadır [15]:

- 1) Hastaların muayene için hastaneye gitmesi gerekmektedir. Bu hastalığın ilerleyen evrelerinde hasta ve yakınları için maddi ve manevi açıdan oldukça zor olmaktadır.
- 2) Uzman doktorlar tarafından hasta muayene edilir ve hastalığın belirtileri incelenir.
- 3) Bu inceleme öznel ve doktorlar aynı hasta hakkında aynı kanıda olmayabilir [16] [17] [14] [18].
- 4) Muayene süreci zaman alıcıdır. Ve hastalığın tedaviye ve kullanılan ilaçlara göre aktif – pasif olduğu dönemlerinde tekrar edilmesi gerekir.

Dolayısıyla tanıya yardımcı olacak bir sistemin geliştirilmesi hem hasta hem de doktor açısından oldukça faydalı olacaktır. Bu tarz bir sistem ile hem zaman hem de diğer kaynaklardan kazanç sağlanabilir.

Belirtileri tespit etmek için bu yol haritası izlenirken, maalesef, hastalığın şu ana kadar bilinen bir tedavisi bulunmamaktadır [19] [20]. Her ne kadar hastalığın yol açtığı zorlukları en aza indirmek için çeşitli ilaç tedavileri uygulansa da, Parkinson hastalığı genellikle girişimsel (invasiv) yöntemlerle teşhis edilir [21]. Bu da hastalıktan yakınan hastaların teşhis ve tedavi süreçlerini içinden çıkılmaz bir hale getirir.

Konuşma bozuklukları ile Parkinson hastalığının ilişkisi çeşitli çalışmalarda kanıtlanmıştır [22] [23] [24]. Ayrıca hastalık ilerledikçe ses kullanma performansında düşme olduğunu gösteren birçok çalışma yapılmıştır [25] [26]. Konuşma örnekleri girişimsel olmayan, kişinin kendi kayıt yapabileceği ve verinin kolayca toplanabileceği bir karar destek sistemi için idealdir. Dolayısıyla konuşma örnekleri ve Parkinson hastalığı birçok araştırmaya konu olmuştur [20] [25] [27] [28] [29] [30].

Bu çalışma Parkinson hastalığının teşhisi ve izlenmesinde yardımcı olacak bir sistem geliştirmeyi hedeflemektedir. Konuşma örneklerinden çıkarılacak bilgiler kullanılarak Parkinson hastalarını sağlıklı kontrollerden ayıracak, doktorlara yardımcı klinik bir karar destek aracı geliştirilmeye çalışılmıştır.

Bu çalışmada, deneklerden alınan ses örneklerinin girişimsel olmayan bir tanı yönteminin geliştirilmesine yardımcı olacağı beklenmektedir. Bu tür Alzheimer ve Parkinson hastalığı çalışmaları dünyanın dört bir yanında yapılmaktadır. Parkinson hastalığı için yapılan bu çalışmalar hareketlerde yavaşlama, denge kaybı, titreme ve bazı vücut uzuvlarının katılaşması/sertleşmesi gibi belirtilerin [31] [32] [33] [34] yanı sıra en çok da ses problemleri üzerine yoğunlaşmıştır. Parkinson hastalığı tanısında konuşma bozukluğunun kullanılmasının arkasındaki sebep konuşma örneklerinin uzaktan tanı ve izleme sistemlerinde tercih edilmesi ve maliyetinin düşük olmasıdır [20] [35] [36]. Bu tür sistemler Parkinson hastalarının bir tıbbi kliniğe gitmesinin maliyeti ve zorluğunu azaltmasının yanı sıra ayrıca hastalığın erken teşhisine yardımcı olmakta ve tıbbi personelin yükünü azaltmaktadır [20] [35] [37]. Parkinson hastası bireyler disfoni (sesin yanlış kullanılması), hipofoni (düşük ses), monoton konuşma (düşük perdeli ses) ve disarti (ses ve heceleri söylemede güçlük) gibi konuşma bozukluklarından yakınmaktadırlar. Her ne kadar Parkinson hastalığının tanı ve izlenmesinde bu bozuklukları kullanmayı amaçlayan birçok çalışma olsa da, aslında tüm bu çalışmalar basit ses bozuklukları üzerinde durur.

Ses bozuklukları sesteki periyodik olmayan titreşimleri tespit eden akustik araçlarla basitçe ölçülebilir. Sesin karmaşık doğrusal olmayan aperiyoidiklik ve türbülans, aero-akustik, Gauss dağılımına bağlı olmayan rastgelelik gibi özellikleri ses bozukluğu tanı sistemlerinin klinik faydalılığını arttırmak için kullanılabilir [35]. Bozukluklar için Little ve arkadaşları [20] Parkinson hastalığına bağlı olarak oluşan disfoniye ölçerek

hastalığın hangi aşamada olduğunu analiz etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmalarında 23’ü Parkinson hastası olmak üzere 31 deneğe ait sürekli “a” sesli harfinin ses kaydı bulunmaktadır. Daha sonra bu seslerden disfoni ölçütleri çıkarılmış ve hastalığın seviyesi uzaktan izleme ile belirlenmeye çalışılmıştır. Tsanas ve arkadaşları [38] 42’si Parkinson hastasından 6000 örnek alarak sinyal işleme ile ses öznitelikleri çıkarmış, bunlardan hastalığın ilerleme eğilimini tahmin etmişler ve hangi özniteliklerin faydalı olduğuna karar vermişlerdir. Özniteliklerin seçilen alt kümeleri regresyon ve sınıflandırma kullanılarak Birleşik Parkinson Hastalığı Derecelendirme Ölçeği (BPHDÖ) ile eşlenmiştir. Disfoni ölçütleri alt kümeleri seçen başka bir çalışmada ise Destek Vektör Makinesi (DVM) algoritması kullanılarak 43 deneğe ait 263 örnek sınıflandırılmaya çalışılmıştır [36]. Geleneksel çalışmaların aksine BPHDÖ ve Hoehn-Yahr Ölçeği (HYÖ) gibi standart Parkinson hastalığı ölçütleri ile doğrusal olmayan konuşma analizi algoritmaları da kullanılabilir. Bu tür bir çalışmada [37] 42 Parkinson hastasından alınan yaklaşık 6000 kayıttan doğrusal olmayan konuşma analizi algoritmaları ile çıkarılan özniteliklerle BPHDÖ tahmin edilmeye çalışılmış ve sonuçlar doktorların verdiği puandan nispeten (yaklaşık 2 puan) farklı çıkmıştır. BPHDÖ ve HYÖ ait puanlara bakılarak bu iki ölçüt arasındaki istatistiksel ilişkiye bakılmış ve HYÖ tahmininde gelişim sağlanmıştır [39]. Şakar ve Kurşun [27] öznitelikler ve BPHDÖ puanı arasındaki ilişkinin geçerliliğini ve istatistiksel anlamlılığını belirlemek için permütasyon testli ortak bilgi tabanlı bir öznitelik seçimi uygulamış ve seçilen öznitelikleri DVM sınıflandırıcısına vererek bir sınıflandırma modeli oluşturmuşlardır. Bununla birlikte bir-bireyi-dışarıda-bırakma (BBDB) çapraz geçerleme yöntemini kullanarak yanlılığı önlemeye çalışmışlardır. Sınıflandırma için birçok çalışmada DVM kullanılarak Parkinson hastası ve sağlıklı denekler birbirinden ayrılmaya çalışılmış [20] [27] [40] ve tanı sistemlerinin başarısı ROC eğrisi (alıcı işletim eğrisi), doğru artı ve yanlış artı oranları ile ölçülmüştür [41].

Tez süresince gereksinim duyulan makine öğrenme yöntemleri kendi topladığımız özgün veri kümeleri üzerine uygulanmıştır. Simülasyon ortamı olarak MATLAB yazılımı kullanılmıştır. Ayrıca veri toplama ve çıkarılan sonuçların tıbbi açıdan değerlendirilmesi aşamasında İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Nöroloji Anabilim Dalı’ndan Prof. Dr. Hülya Apaydın ve Dr. Şakir Delil ile eşgüdümlü çalışılmıştır.

Bu çalışmanın amacı İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Nöroloji Anabilim Dalı'nda Parkinson hastalığı teşhis ve tedavi süreçlerini kolaylaştıracak bilgisayar destekli bir veri toplama, saklama ve analiz sisteminin tasarlanmasıdır. Her hastanın ses kayıtları, demografik bilgileri, hasta geçmişi ve Parkinson hastalığının seyri hakkında bilgileri toplanmış ve kayıt altına alınmıştır. Ardından toplanan ses kayıtları ayrıştırılmış ve bir dizi öznitelik çıkartılmıştır. Parkinson hastalığı teşhisinde kullanılan veri kümeleri bu çalışmada da olduğu gibi bir deneğe ait birden fazla ses kaydı içermektedir [42]. Bu çalışmada toplanan veri kümesi her denek için sürekli sesli harfler, sayılar, kelimeler ve kısa cümlelerden oluşan farklı/çoklu ses örnekleri içermektedir. Bu çalışma bu farklı/çoklu ses örneklerinin en verimli şekilde kullanımını bulmayı hedeflemektedir. Ayrıca, bu çalışmada, Parkinson hastalığı teşhisi için oluşturulan bir sınıflandırma algoritmasında kullanılabilecek alternatif çapraz geçерleme yöntemleri de denenmiştir. Sınıflandırma algoritması olarak *k*-En Yakın Komşu (*k*-EYK) ve DVM kullanılmış ve bu modellerin başarısı doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK) ile ölçülmüştür. Bu tezin ikinci bölümü tezle ilgili genel kısımları içerdiğinden öncelikle yapay öğrenmenin tanımlanması ve uygulama alanlarında bahsedilmiştir. Aynı zamanda Parkinson hastalığı ile ilgili detaylı bilgiler içeren kısım, hastalığın belirtileri, sebepleri, tanısı, tedavisi, yaygınlığı ve tarihsel geçmişi gibi bilinen konulara değinmenin yanı sıra tezin çıkış noktası olan konuşma ve Parkinson hastalığı ilişkisini de incelemiştir. Malzeme ve Yöntem bölümünde (üçüncü bölüm) verinin tanımlanması, sistemin genel yapısı yani hastadan veri alınması, hastanedeki süreçler ve yapay öğrenme tabanlı model hakkında detaylıca bilgi verilmiştir. Ayrıca bu bölümde, öznitelik çıkarımı, özniteliklerin beslendiği sınıflandırma algoritmaları, bu algoritmalarla kullanılan çapraz geçерleme yöntemleri, özniteliklerin farklı gösterimi için kullanılan merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri açıklanmıştır. Üçüncü bölümün sonunda ise sınıflandırıcıların performanslarını değerlendirmek üzere kullanılan değerlendirme ölçütleri ve sınıflandırıcı başarılarının istatistiksel anlamlılığı irdelenmiştir. Dördüncü bölümde bahsedilen yöntemlerin kullanımı ve sonuçları verilmiştir. “Tartışma ve Sonuç” kısmında ise, elde edilen sonuçlar toplu halde değerlendirilmiş ve ileri araştırma konularına değinilmiştir.

2. GENEL KISIMLAR

Bu kısımda öncelikle yapay öğrenmenin tanımlanması ve uygulama alanlarından bahsedilmiştir. Aynı zamanda Parkinson hastalığı ile ilgili detaylı bilgiler içeren kısım, hastalığın belirtileri, sebepleri, tanısı, tedavisi, yaygınlığı ve tarihsel geçmişi gibi bilinen konulara değinirken aynı zamanda tezin çıkış noktası olan konuşma ve Parkinson hastalığı ilişkisini de incelemiştir.

2.1. YAPAY ÖĞRENME

Günümüzde etkin veri temini bilgisayar yazılımlarının kullanımının hızla artması, veri toplama cihazlarının maliyetlerinin azalması ve boyutlarının küçülmesi, büyük verilerin bilgisayar veritabanlarında saklanabilmesi gibi etkenler nedeniyle oldukça kolaylaşmıştır. Bilgisayarda bir işi gerçekleştirebilmek ya da bir veriyi işleyebilmek için yapılacak işe uygun bir algoritma seçmek ya da doğru bir algoritma kurmak gerekir. Fakat bilgisayarda yapılacak işlerin her zaman bir algoritmaya bağlanması söz konusu olmayabilir. Tıpkı algoritmalarda olduğu gibi yapay öğrenmede de bir modele girdi verilir ve buna bağlı çıktı üretmesi beklenir. Böyle durumlarda genellikle modelle ilgili bilgi az fakat modele verilebilecek veri bol olur. Büyük miktarda verinin işlenmesi ve analizinin yapılması gerektiğinde yapay öğrenme daha etkindir. Yapay öğrenmede temel amaç, geçmiş ya da örnek verileri kullanarak gelecek için tahminlerde bulunacak şekilde bilgisayarı programlamaktır. Bu programlama sonucunda bir modele ulaşılır ve daha sonra bu modelin parametreleri modelin başarısına göre ayarlanır. Bu modellerde genellikle istatistik kullanılır çünkü model oluşturmanın çıkış noktası var olan örneklerden faydalanmaktır. Teknolojinin gelişimi ile birlikte yapay öğrenme

- Metin / doküman sınıflandırma (istenmeyen e-postaların ayrılması gibi)
- Ses tanıma
- Optik karakter tanıma
- Bilgisayara dayalı biyoloji uygulamaları (protein tahmini gibi)

- Bilgisayarlı görüntüleme teknikleri (yüz ya da resim tanıma gibi)
- Dolandırıcılık önleme (sahte para, kredi kartı tespiti gibi)
- Oyunlar (satranç, tavla, okey gibi)
- İnsansız araç kullanımı (otomatik pilot, robotlar, navigasyon gibi)
- Tıbbi tanı, teşhis
- Karar destek sistemleri
- Tavsiye sistemleri
- Arama motorları

gibi birçok farklı alanda kullanılır hale gelmiştir. Bu alanların her birine ait veriler farklı türlerde olduğundan bu alanlarda birbirinden farklı yapay öğrenme teknikleri kullanılır. Örneğin haberleri politika, spor, hava gibi farklı alt başlıklara bölümlenmek için sınıflandırma kullanılır. Sınıflandırma için genel olarak her öğeye bir kategori ataması yapma denebilir. Öte yandan, borsada hisse senedinin artış ya da azalışını tahmin etmek için kullanılacak bir sistemde ise regresyon kullanılır çünkü burada yapılması gereken her hisse senedi için gerçek değere yakın bir değer tahmin etmektir. Sınıflandırma problemlerinde hata yanlış bir kategori verip vermemekle belirlenirken, regresyon problemlerinde hata tahmin edilen değer gerçeğe ne kadar saptığıyla belirlenir. Başka bir yöntem olan kümeleme ise, öğeleri benzer yapıya öğelerle belirli alanlara ayırmaktır. Kümeleme, genelde kategori bilgisi olmayan büyük ölçekli veri kümelerinde kullanılır. Kimi zaman verileri etiketlendirmek ya da verilere değer biçmek yerine, elde olan verileri sadece sıralamak yeterli olur. Mesela arama motorlarında internet sayfalarını sıralarken ya da bir kitap satışında alıcıya kitap önerirken; öğeleri kişinin arama kriterlerine göre sıralamak öğeleri sınıflandırma ya da kümelemekten çok daha önemli olur.

Tüm bu yöntemler veri işlenmeye hazır olduğunda uygulanır. Fakat zaman zaman veri direkt bu işlemlere alınmaya uygun olmayabilir. Örneğin verinin boyutu çok fazlaysa bu yöntemlerin işlem ve zaman karmaşıklığı artabilir, bu durumda bu yöntemlerden önce

uygulanacak bir adım boyut azaltmadır. Boyut azaltma var olan verinin özelliklerini mümkün olduğunca koruyarak daha düşük boyutlu bir uzaya taşınması ile yapılır ve özellikle görüntü işleme uygulamalarında sıklıkla kullanılır.

Yapay öğrenmede kullanılan bu başlıca yöntemler gibi kendine has bir terminoloji de vardır. Bunların başında örnek gelir. Verinin her bir ögesine örnek denir. Örnekler modelin eğitimi ya da değerlendirmesi için kullanılabilir. Bir örneğe ait bir dizi özelliğe ise öznitelik denir. Öznitelik dışında ayrıca her örneğe ait bir etiket bulunur. Etiketle kastedilen örneğe ait kategori ya da değer bilgisidir. Öğrenme algoritmasının eğitimi için kullanılan örneklere eğitim kümesi, parametrelerini ayarlamak için kullanılan örneklere sına (geçerleme) kümesi, performansını değerlendirmek amacıyla kullanılan örneklere ise test kümesi denir.

2.2. PARKİNSON HASTALIĞI

Hareket yeteneğinde kayıplar, yavaşlama ve titremeye belirti veren Parkinson hastalığından dünyada 10 milyon, Türkiye’de 100-130 bin kişi yakınmaktadır. Ve uzmanlar bu rakama her yıl yaklaşık 10 bin kişinin ekleneceğini belirtmektedir. Buna göre, 2030’da Parkinson hastası sayısının iki katına çıkması öngörülmektedir. Bununla birlikte, hastaların belirtileri görmezden gelmesi, hastalığın kesin bir teşhisinin olmaması nedeniyle geç tanı ve tedaviyle hastaların sadece yarısının tedavi gördüğünü bilinmektedir. Aslında "yaşlılık hastalığı" olarak bilinen Parkinson hastalığının, artık 20 – 30’lu yaşlara kadar indiği görülmektedir.

Parkinson hastalığının teşhisinde toplanan hasta geçmişi bilgilerinin içerisinde aile geçmiş bilgileri de önemli bir yer kaplamaktadır. Bu belirtiler arasında ailede görülen titreme, ayakları sürüyerek yürüme, yumuşak ses tonu ile konuşma, küçük el yazısı, demans, kişilik değişiklikleri, gerçekçi rüyalar görme, postural instabilite (dengesizlik), “maskelenmiş” yüzler (yüz ifadesi kayıplar ya da donukluk), depresyon ve kuruntu gibi durumlar bulunmaktadır.

Ayrıca Parkinson hastalığı felcin, bazı zararlı maddelerin ve kafa travmasının sonucu olarak da ortaya çıkabilir.

Günümüzde, Parkinson hastalığının kesin teşhisi bulunmamaktadır. Birçok nörolojik dejeneratif hastalık felç ve beyin korteksinde dejenerasyon gibi belirtiler göstererek

Parkinson hastalığına benzer klinik tablolar çizebilmektedir. Pozitron emisyon tomografi (PET) ve tek foton emisyonlu bilgisayarlı tomografi (SPECT) taramaları Parkinson hastalığının tanısında yardımcı olabilir fakat bu yöntemlerle net olarak kesin kişi hastadır ya da değildir diye bir tanı konamaz. Hatta bu yöntemler bu açıdan deneysel bile sayılabilir.

Parkinson hastalığı erken teşhis, fizyoterapi, egzersiz, uygun ilaçlarla doğru tedavi ile önemli ölçüde kontrol altına alınarak hastanın yaşam kalitesinin yükseltilmesi mümkündür. Hareket etmek ve yürümek, denge bozukluklarında hatta konuşma problemlerinde ilaçlardan daha etkili olabilir. Egzersizlerin fizik tedavi programlarından sonra sürekli ve düzenli yapılması, ev içerisindeki basit düzenlemeler bile bazı sorunları önlemede etkili olur. Bu tedavilerle sonuç alınamayan hastaların yaklaşık yüzde 10'unda cerrahi tedavi uygulanması denenir.

Parkinson hastalığının en önemli belirtileri beyinde siyah maddedeki nöronların pigment kaybı ve Lewy cisimlerinin oluşmasıdır. Lewy cisimlerinin oluşması demans gibi nörolojik dejeneratif hastalıklara da sebep olur. Bununla birlikte, Parkinson hastalığının bazı türlerinde Lewy cisimciği oluşmayabilir. Bunlara basitçe Parkinson hastalarında, gereğinden fazla çalışan, "beyin hücresi topluluğu" ya da "çekirdek" adı verilir. Bu yapıların fazla çalışmasının engellenmesi hastalığın birçok belirtisini düzeltmektedir. Farmakolojik dopamin bazlı ilaçlar hastalığın bu belirtilerini azaltır, ancak bu faydalarının yanında diskinezi yani istemsiz hareket etme gibi yan etkileri de vardır. Ayrıca bu tür ilaçların etkileri hastadan hastaya oldukça farklılık göstermektedir ve Parkinson hastalığının çeşitli türlerinde işe yaramaktadır.

Parkinson hastalığına başka bir tür tedavi ise cerrahi müdahalelerdir. Cerrahi müdahalelerde beynin belli bölgelerini imha etmek gerekebilir fakat bu müdahalelerin felç gibi oldukça önemli yan etkileri bulunmaktadır. Beyne elektrot yerleştirerek beynin hasarlı bölgesi uyarılabilir ya da aşırı uyarılması önlenir ve titreme gibi motor belirtilerde iyileşme sağlanabilir. Diğer bir deyişle, fazla çalışma yakma ya da beyin piliyle engellenebilir, fazla çalışan çekirdeğin içine elektrot sokularak ucunun ısıtılıp, beynin ilgili bölgesi yakılır. Bu yöntem çift taraflı uygulandığında bunama ve konuşma zorluğuna yol açtığından hep tek taraflı uygulanır. Diğer yöntemlere göre ucuz, kolay ve kısadır. "Beyin pili" adı verilen yöntemde ise fazla çalışan çekirdeklerin içine devamlı

elektrik veren bir kablo yerleştirilir ve kablonun bataryası da genellikle köprücük kemiğinin üzerine takılır. Belirtileri tek taraflı hastalar için yakma, çift taraflı hastalar için beyin pili tedavisi tercih edilir. Parkinson hastalığında cerrahi tedavi her hasta için uygun değildir. Durumları bazen iyi bazen kötü olan, ilaca bağlı istemsiz hareketler nedeniyle zor duruma düşen, titreme nedeniyle zorluk yaşayan, yan etki nedeniyle ilaçlarını uygun şekilde kullanamayan hastalarda cerrahi tedavi ile iyileşme denenebilir. Bilimsel çalışmalara göre beyin pili ameliyatından sonra hastalık belirtileri %50, ilaç gereksinimi ise %80 azalmasına rağmen ameliyatın mikrop kapma, beyin kanaması, bataryanın cilt altında kayması, kabloların çıkması, kopması, konuşma ve yürüme zorluğu, nadiren depresyon, içe kapanma, dürtü, kontrol bozukluğu, ardışık akıl yürütme zorlukları gibi davranışsal yan etkiler ortaya çıkabilir. Bu sebeple beyin pili ameliyatı 65 – 70 yaş arasında daha az yapılmaktadır.

2.2.1. Belirtileri

Parkinson Hastalığı'nın en belirgin özelliği aşırı kas kasılmasıdır. Genellikle kaslarda katılık, hareketlerde yavaşlama ve titreme ile ayırt edilir. Hastalık ilerledikçe kişinin tüm vücudunu, sağlık durumunu ve hatta hayatını etkilemeye başlar. Parkinson Hastalığı'nın seyrinde görülen klasik bazı belirtiler aşağıda açıklanmıştır. Bu belirtiler hastadan hastaya ve hastalığın ağırlığına göre farklılık gösterebilir.

2.2.1.1. Kaslarla İlgili Belirtiler

Titreme (Tremor): Titreme genellikle Parkinson hastalığı ile eşleştirilse de kalıtsal tremor gibi farklı sebeplere de sahip olabilir. Parkinson hastalığında görülen tremor diğerlerinden farklı olarak dinlenme durumunda görülür ve fiziksel aktivite ile azalırken stresle artabilir. Ayrıca genellikle tek yönlüdür. Titreme parmaklarda, ellerde, kollarda, bacaklarda, çenede, dilde, dudaklarda, göz kapaklarında ve kafada görülür. Fakat genellikle eller ve parmaklardaki titremeler baskındır. Uyku halinde titreme durur fakat uyanmayla birlikte geri döner. Hastalığın bir diğer belirtisi olan katılık arttıkça motor işlevlerde kayıp arttığından titreme azalabilir. Tremor hastalığın en iyi bilinen belirtisi olmasına rağmen bazı hastalarda görülmeyebilir, bu tür hastalara akinetik – katı hastalar denir.

Katılık (Rijidite): İskelet kasları hastalığa bağlı olarak istemsiz olarak kasıldığından kaslarda sertleşme oluşur. Katılaştıran bölgelerde ağrı olabilir. Büyük eklemlerin hareket

ettirilmeye çalışması ile tespit edilebilir. Katılık sebebiyle olarak hasta uzuvlarını hareket ettiremeyebilir.

Hareketsizlik (Hipokinezi): Bu durum adından da anlaşılacağı gibi kasların hareket ettirilmesindeki zorluk demektir ve üç aşamalı olur. İlk aşamada hipokinezi olur, bu durum güç ve koordinasyonda belirgin bir sorun olmamasına rağmen hareketlerin bozulmasıdır. Hareketler bir şekilde bölünmeye başlar. Küçük hareketlerde ise zorluklar yaşanır. İkinci aşama bradikinezidir, bu aşamada hareketler oldukça yavaş şekilde yapılabilir. Hasta hareketleri başlatmakta zorluk yaşar. Hastanın parmaklarını şaklatması, elleriyle daireler çizmesi gibi hızlı ve karmaşık hareketler yapmasıyla tespit edilmeye çalışılır. Bu gözlem hastayı muayene eden doktorun öznel yorumuna bağlı olduğundan doktordan doktora farklılık gösterebilir. Üçüncü aşama ise hareket yitimi yani akinezidir. Bu atakları yaşayan hasta atak esnasında tamamen hareketsiz hale gelir.

Ağız: Hastalıkla birlikte ağız, gırtlak (larinks) ve yutak (farinks) kaslarında kontrol kaybı yaşanmaya başlanır. Konuşma için bu kasların etkin kontrolü gerektiğinden ses yumuşar ve yüksekliğini kaybeder. Buna hipofoni denir. Ses tonunun değiştirme yeteneğini kaybetmek hastaların konuşmasının monotonlaşmasına neden olur. Artikülâsyona bağlı kötü telaffuz sorunu yaşanabilir. Seste titreme oluşur. Sonuçta konuşma yavaş, monoton ve anlaşılmaz hale gelir. Ağız, dil, damak ve yutak kasları doğru çalışmadığından aşırı tükürük üretimi olur ve yutma hareketi doğru yapılamadığından ağızdan istemsiz olarak salya akmaya başlar. Yutma güçlüğü solunum sorunları ya da zatürre gibi hastalıklara sebep olabilir.

Baş ve Boyun: Hastaların baş ve boynunda bulunan kasları istediği gibi kontrol edememesi sebebiyle yüz hareketlerinde de ciddi bir yavaşlama olur ve bu duygusal ifadelerin azalmasıyla sonuçlanır. Bu duruma “maskelenmiş” yüz ya da hipomimi denir.

Gözler: Göz hareketlerindeki azalma, hastanın sabit bir noktaya bakması ya da göz kırpmaya kabiliyetini yitirmesine neden olur. Göz kaslarındaki daha güçlü kasılmalar gözün tamamen kapanmasına neden olabilir. Odaklamada sorunlar ve yakını çift görme başlar. Gözlerdeki bu sorunlar nedeniyle görme hassasiyeti düşer, uzamsal akıl yürütme azalır ve renk ayrımı zorlaşır.

Gövde: Gövde de öne doğru eğilme başlar. Gövdeyi düzeltmek ve vücudu hareket ettirmek zorlaşır. Solunumu sağlayan kaslar kusurlu çalıştığından nefes almada sorun yaşanır. Mide ve yemek borusu kaslarının çalışması yavaşladığından kasılmalar başlar. Anal bölgedeki kasların kasılması kabızlığa neden olur.

Üriner Sistem: Üriner sistem kaslarında oluşan kontrol kaybı nedeniyle idrar tutma ya da kaçırma görülmeye başlanır.

Beslenme: Mide hareketlerinin yitimi ve kabızlık başlangıç seviyesinde günlük hayatı etkilerek ileri ki dönemlerde ciddi sağlık sorunlarına yol açabilir.

Üreme Sistemi: Genellikle hastalığın orta ya da ileri seviyelerinde cinsel istekte değişkenlik görünür. Bu durum daha çok erkek hastalarda görülmektedir.

Eller ve Kollar: Hipokinezi kol hareketlerinde kayba sebep olur. Yürürken kollar sallanmamaya başlar ve bu durum yürümeyi zorlaştırır. El yazısı gibi gündelik el hareketlerinde sorunlar yaşanabilir.

Ayaklar ve Bacaklar: Bacaklardaki katılık ve hareket kaybı nedeniyle yürüme ve koşma zorlaşır. Hastalar özellikle ilk birkaç adımı atmada zorlanır. Yürüme yavaşlar, adımlar küçülür, hasta ayaklarını sürümeye başlar. Yardım almadan yürüme zorlaşır. Diz, ayak parmakları ve bileklerde kasılmalar oluşur. Yürürken hastanın önüne çıkan küçük engeller hastayı oldukça etkiler. Ayak ve bacaklarda kasılmalar nedeniyle duruş bozuklukları ve düşmeler yaşanır.

Burun: Koku duyusu kaybı yaşanır (anozmi).

Hücresel Bozukluklar: Hücrelerde oksijenin doğru formda bulunmaması dopamin salgılayan nöronların zarar görmesine sebep olabilir. Bu da hastalığın seyrinin ağırlaşmasına sebep olur.

2.2.1.2. Diğer Belirtiler

Depresyon: Hastaların birçoğunda depresyon belirtileri görülmektedir. Aşırı kaygılanma ile başlayan süreç daha sonra depresyon, kayıtsızlık ve duyusuzluk gibi farklı psikolojik durumlarla devam etmektedir.

Bilişsel Belirtiler: Hem istemli hem de istemsiz motor reflekslerin tepki zamanı yavaşlar. Dikkat toplama sorunları, dürtüleri kontrol edememe, öncelikleri belirleyememe, sosyal hayatta zorluk ve zaman kavramını kaybetme gibi bilişsel sorunlar baş gösterir.

Demans: Hastaların %20 ila %40'nda düşüncelerde yavaşlama, hafızada kayıplar, davranışsal düzenlemelerde zorluklar ve hayal ürünü düşünceler görülür. İşlevsel bellek bildirimsel bellekten daha fazla zarar görür.

Uyku Bozuklukları: Hastanın gün içinde uyuklama ve uykulu halde geçirdiği süre artar. Yatakta pozisyon değiştirirken zorlanma yaşanır. Gerçekçi rüyalar görme ve bu rüyalara bağlı hareket etme gibi sorunlar baş gösterir.

Otonom Bozukluklar: Hastalarda yağlı cilt, seboroik dermatit, baş dönmesi, bayılma ve düşük tansiyon gibi bozukluklar görülebilir.

Kas Gevşekliği (Distoni): Genelde el, kol, ayak ve bacakları etkileyen anormal, sürekli ve acılı kas gerilmeleri sebebiyle vücutta duruşu etkileyen kas gevşemeleri oluşur.

Ağrı: Kas, eklem ve bağlarda katılık, nöropati ve hareketsizlik gibi sebeplerle görülür.

2.2.2. Sebepleri

Hastalığın toksik, genetik, kafa sarsıntısı, ilaçtan ya da diğer hastalıklardan tetiklenme gibi birçok farklı sebebi olabilir. Fakat bunlar hastaların oldukça küçük bir kısmı için geçerlidir.

2.2.2.1. Etkeni Belli Olmayan Sebepler

Hastaların çoğunda hastalığın başlangıç sebebi açıkça bilinmemektedir. Hastalığın sebepleri başlangıçta görülenler ve tanıdan sonra ortaya çıkanlar gibi iki gruba ayrılabilir.

Bunlar genellikle aşırı kas kasılmasına bağlı olarak ortaya çıkar. Asetilkolin kas kasılmasını arttırırken, dopamin azaltır. Hastalarda dopaminin asetilkolinden daha az görülmesi hastalığın sebeplerinden biridir. Fakat hastalığa yatkın bir birey yeterli

miktarda asetilkolin üretiyor olabilir. Dolayısıyla bir bireyin dopamin eksikliği olabilir fakat bu Parkinson hastası olacağı anlamına gelmez.

Beyinde bazı nöronlar dopamin üretir. Bu nöronların kaybı ile dopamin salgısı ile ilgili sorunlar yaşanabilir. Fakat yapılan araştırmalarda bu nöronların kaybindan çok zarar görmesi ve doğru dopamin salgılayamaması ile ilgili çalışmalar vardır.

Dopamin salgısı için aynı zaman da bazı enzimler gereklidir. Enzimler vücuttaki kimyasal reaksiyonların oluşmasını sağlayan maddelerdir. Parkinson hastalığını etkileyen iki enzim vardır ve genetik bir bozukluk olmadığı sürece bu enzimlerde bir sorun görülmez. Dopamin salgısı için gerekli koenzimlerin yetersizliği ise folik asit, B6 ve B3 gibi vitaminlerin eksikliğinden kaynaklanır. Hastalarda bu vitaminlerin herhangi birinin eksikliğinin görülmesi sıklıkla karşılaşılan bir durumdur. Demir, çinko ve manganez kofaktörlerinin eksikliği de dopamin salgısında soruna sebep olabilir.

Özetle bu maddelerde oluşan bir yetersizlik dopamin salgısının yetersizliğine sebep olabilir. Dolayısıyla bu maddelerin birinin ya da birkaçının eksikliği hastalığın başlangıç sebeplerinden olabilir.

Hastalığın ilerleyen seviyelerinde ise bu maddelerin ve dolayısıyla dopaminin eksikliği artacaktır. Her ne kadar dopamin salgısı için gerekli bu maddeler ağız yoluyla takviye edilebilse de oluşan zararların düzelmesi uzun bir süre olabilir. Ve bu süreçte yetersiz dopaminden kaynaklanan hücre bozulması görülebilir. Hücre bozulması zamanla kendi kendine ilerleyebilir ve kalıcı zararlar oluşabilir.

Bir diğer sebepte bu hastalığın ya da başka bir hastalığın tedavisinde kullanılan ilaçların yan etkisi olabilir.

2.2.2.2. Toksik Sebepler

Çeşitli toksinler Parkinson hastalığına ya da Parkinson hastalığının belirtilerine benzer belirtilere sebep olabilir. Bu toksinlerin başında parakuat (bitki öldürücü), rotenon (böcek öldürücü), manb (mantar öldürücü), manganez, MPTP (1-metil, 4-fenil, 1,2,3,6-tetrahidropiridin) (sentetik olarak üretilen uyuşturucu bir madde), toluen (gevşetici bir madde), nhekzan (gevşetici bir madde), karbon disülfid (genellikle böcek ilaçlarında ve gevşetici maddelerde kullanılan bir bileşik), karbon monoksit, civa, siyanür, kurşun ve

bakır gelmektedir. Mesleki ya da diğer sebeplerden bu maddelere maruz kalan kişilerde hastalığın çıkma ihtimali artar. Çünkü bu maddeler beyinde dopamin üretimini sağlayan nöronlara zarar verir. Maalesef günümüzde bu maddelerden birçoğu çeşitli sektörlerde kullanılmaktadır.

2.2.2.3. Genetik Sebepler

Parkinson hastalığı genetik sebeplerden de ortaya çıkabilir. Hastalık üzerine yapılmış çalışmalarda bulunan genetik mutasyonlara PARK1, PARK2, PARK3, PARK5, PARK6, PARK7, PARK8 ve PARK12 isimleri verilmiştir. Genetik mutasyonlar kişinin kaçınılmaz olarak Parkinson hastası olacağını değil, olma yatkınlığının olduğunu gösterir.

2.2.2.4. Kafa Sarsıntısı

Daha önce geçirilmiş hafıza ya da bilinç kaybına neden olan bir kafa sarsıntısı Parkinson hastalığı riskini artırır. Burada bahsedilen kafa sarsıntısı gayet ileri derece, kişinin hastaneye yatmasını gerektirecek düzeyde bir vakadır. Yapılan araştırmalarda Parkinson hastalarının çoğunu daha önce kafa sarsıntısı geçirdiğini belirtmektedir.

2.2.2.5. İlaça Bağlı Sebepler

Şizofren ve psikoz tedavisinde kullanılan bazı antipsikotik ilaçlar beyindeki dopamin aktivitesini etkilediğinden Parkinson hastalığının görülmesini tetikleyebilir.

2.2.2.6. Diğer Sebepler

Bu bölümde bahsedilen sebepler tüm Parkinson hastaları için geçerli değildir. Hastaların genelde %10 gibi bir kısmında görülür ve farklı kaynaklarla ortaya çıkabilir.

Sebeplerden biri kas zedelenmelerinden kaynaklı olabilir. Normal kas zedelenmelerinde katılık ve fiziksel aktivitede azalma gibi belirtiler sadece incinen kasta görülüp zamanla azalırken, Parkinson hastalığında vücudun belli bölgelerinde sürekli bir şekilde görülür.

Diğer bir belirti ise soğuk bir yerde bulunma, soğuk su ya da soğuk sıvı tüketme durumunda da ortaya çıkacak olan titremedir. Bu tür titremenin Parkinson hastalığında görülen titreme ile karıştırılmaması gerekir.

Stres birçok hastalığa olduğu gibi bu hastalığa da sebep olabilir. Çünkü stres ile birlikte vücut adrenal salgılar ve bu da asetilkolin salgısını tetikler. Asetilkolin salgısı ile

birlikte vücutta kasılmalar artar. Vücut buna dopamin salgılayıp kasılmaları azaltma ile müdahale etmeye çalışır. Stres arttıkça dopamin salgısı yetersiz kalacağından kasılmalar sürekli hale gelebilir. Stres belki hastalığın birincil etkeni denemez ama ilerleyen evrelerde hastanın yaşamını zorlaştıran belirtilerden biridir.

2.2.3. Tanı

Tanı için kullanılan yöntemler ikiye ayrılır: ölçekler ve fiziksel yöntemler.

2.2.3.1. Ölçekler

Parkinson Hastalığı'nın tanısında kullanılan başlıca ölçekler aşağıdaki gibidir.

Birleşik Parkinson Hastalığı Değerlendirme Ölçeği (BPHDÖ)

Bu ölçek hastalığın ölçümünün kapsamlı bir şekilde yapılması için üretilmiş bir araçtır. Günümüzde hastalığın tanısında en sık kullanılan ölçektir ve beş bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde doktor hastanın zihinsel aktivitesini, davranışlarını ve ruh halini değerlendirir. Konuşma, yutkunma, el yazısı, giyinme, hijyen, düşme, tükrük salgısı, yatakta dönebilme ve yemeği doğrayabilme gibi çeşitli günlük aktiviteler ise ikinci kısmın içeriğini oluşturur. Motor refleksler üçüncü kısımda doktor tarafından değerlendirilir. Dördüncü ve beşinci kısımlarda ise hastanın sırasıyla “Hoehn – Yahr” evresi ve “Schwab ve England Günlük Yaşam Aktiviteleri” skoru belirlenir. Hastanın bu ölçek sonundaki puanı 0 (hiç etkilenmemiş) ile 176 (ileri seviyede etkilenmiş) arasında değişir. Başka bir deyişle skor arttıkça hastanın durumunun kötüye gittiği söylenebilir. Bu ölçek Ek 1’de verilmiştir [43].

Hoehn – Yahr Ölçeği (HYÖ)

Ek 2’de [44] verilen Hoehn – Yahr ölçeği farklı evrelerle ile hastanın durumunu tanımlamaya çalışır. Ölçek, adını 1967 yılında bunu geliştiren iki doktordan almıştır. Hoehn – Yahr ölçeği hastalığı, yaşanan yetersizliğin göreceli düzeyini gösteren 0 ile 5 arasındaki evrelere ayırmaktadır. İlk evre Parkinson Hastalığı'nın hiçbir belirtisi olmadığını gösterirken, son evre hastanın bakıma muhtaç ve yatalak durumda olduğunu gösterir.

Schwab ve England Günlük Yaşam Aktiviteleri Ölçeği

Hastaların günlük hayat aktivitelerini bağımsız bir şekilde sürdürebilme oranını gösteren bir ölçektir. Fonksiyonel bağımsızlık ölçeği de denir ve Ek 3’de verilmiştir [45]. Yüzde ile değerlendirilir. %100 ile değerlendirilen bir hasta günlük aktivitelerinin tamamını bağımsız bir şekilde yapabilirken, %0 alan hasta yatalak durumdadır.

PHA39 – Parkinson Hastalığı Anketi 39

Hastanın yaşam kalitesini gösteren, 39 sorudan oluşan bir ankettir ve Ek 4’tedir [45]. Sonuçlar 0 ila 100 arasında değişir ve yüksek skorlar hastanın durumunun daha ağır olduğunu gösterir.

PHYK – Parkinson Hastalığı Yaşam Kalitesi Anketi

Kişinin kendi kendine uygulayabileceği bu test Hollandalı araştırmacı Angela De Boer tarafından geliştirilmiştir [46]. Testin amacı 37 soru ile kişinin hayat kalitesini ölçmektir. Ölçekten elde edilen puan hayat kalitesi ile doğru orantılıdır.

2.2.3.2. Fiziksel Yöntemler

Fiziksel yöntemlerde çeşitli görüntüleme yöntemleri ile beyindeki, farklı test ve gözlemlerle ise vücuttaki değişimi belirlenmeye çalışılır.



Şekil 2.1: SPECT görüntüleme.

SPECT Görüntüleme: Tek foton emisyonlu bilgisayarlı tomografi düşük dopamin aktivitesini görüntüleyebilen nükleer bir yöntemdir. Başka bir deyişle, radyoaktif bir madde ve özel bir kamera sayesinde üç boyutlu resimlerle organların nasıl çalıştığı

görüntülenir. Hastaya radyoaktif bir boya damar yoluyla verildikten sonra hasta bir masaya yatırılır ve SPECT makinesi ile vücudun başta beyin olmak üzere ilgili kısımları görüntülenir. İşlem 30 ila 90 dakika sürer.

PET Görüntüleme: Beyinde bulunan bazal gangliyadaki düşük dopamin aktivitesini görüntüleyebilen bu yöntemin adı pozitron emisyon tomografisinden gelmektedir. Bu yöntem de nükleer ve üç boyutlu bir tıbbi görüntüleme yöntemidir. Bu işlemin öncesinde vücuda bir radyo iz bırakıcı enjekte edilir. 30 ila 60 dakika hastanın istirahat durumunda bulunması ve bu maddenin dokular tarafından emilimi beklenir. Daha sonra hasta PET cihazına alınarak 45 dakika civarında bir görüntüleme yapılır.



Şekil 2.2: PET görüntüleme.



Şekil 2.3: Kinetigraf.

Kinetigraf: Bilek etrafına giyilebilen sensörlerden oluşan bir sistemdir. Bu sistemin amacı hastanın motor belirtilerini kaydetmek ve bir bilgisayar sistemine yollayarak analiz edilmesini sağlamaktır. Cihaz hastanın hareketlerini kaydeder ve doktorlara

hareket bozuklukları ile ilgili nesnel bir değerlendirme sunmaya çalışır. Ayrıca cihaz hastaya ilaç alması gereken zamanı da hatırlatır.

Koku Testleri: Hastaların çoğunda duyu kaybı yaşandığından, bu durum yardımcı bir tanı yöntemi olarak kullanılabilir. Koklama için farklı on uyarıcı içeren Koku Tanımlama Testleri (Smell Identification Test) ile değerlendirme yapılabilir. Bu testlerde kaleme benzer koku yayıcı cihazlarla hastanın koku eşiği, koku ayırt edebilme ve kokuyu tanımlayabilme yetenekleri ölçülmeye çalışılır.



Şekil 2.4: Koku testi.

Transkranial Sonografi: Girişimsel olmayan bu tanı yöntemi ses dalgalarını kullanarak dijital bir görüntü oluşturur [47]. Ses dalgaları bir güç dönüştürücü ile üretilir. Hastanın yüzüne takılan malzemeler sayesinde oluşturulan ses vücuda gönderilir. Ve ses dalgalarının geri dönüşü ile hastaya bir tür ultrason çekilmiş olur. Bu yöntemin kullanılmasının sebebi SPECT ve PET görüntüleme yöntemlerinin maliyetli olması, yaygın olmaması ve bu yöntemlerde hastanın radyasyona maruz kalmasıdır.



Şekil 2.5: Transkranial sonografi.

Göz – Beyin Takip Cihazı: Parkinson hastalarının beyinde oluşan bazı sorunlardan dolayı gözlerinde ve görme duyularında sorun yaşanabilir. Bu girişimsel olmayan ve maliyeti düşük yöntem Parkinson hastalığının erken teşhisinde kullanılabilir.



Şekil 2.6: Göz – beyin takibi.

Giyilebilir Sensör: Mercury isimli giyilebilir sensör ile Parkinson hastalarının evde takibinin yapılması planlanmıştır. Hastalar kablosuz ağ üzerinden veri gönderen sekiz sensörden oluşan bu cihazı üstlerinde taşıyarak doktorlarına bilgi gönderimi yapabilmektedir.



Şekil 2.7: Giyilebilir sensör.

2.2.4. Tedavi

Hastalığın kesin tedavisi bulunmamaktadır. Fakat belirtileri azaltan ilaç, beslenme, cerrahi, teknoloji, fiziksel, ışık terapisi ve elektromanyetik uyarı tabanlı olmak üzere farklı tedaviler bulunmaktadır.

2.2.4.1. İlaç Tabanlı Tedaviler

Farklı yapılarda beyindeki nöronlarda dopamine dönüşen L-DOPA içeren çeşitli ilaçlar, dopamin gibi davranan dopamin agonistleri, salgılanan dopaminin bölünerek artmasını sağlayan MAO-B inhibitörleri ve kas kasılmalarını azaltan anti-muskarinikler gibi farklı ilaçlar Parkinson hastalığının tedavisinde kullanılır.

2.2.4.2. Beslenme Tabanlı Tedaviler

Dopamin oluşumu için kullanılan besin, hücre hasarını azaltan vitamin C ve vitamin E, henüz faydası kanıtlanmamış olsa da koenzim Q10 ve üç amino asitin birleşiminden oluşan ve dopamin salgılayan nöronları uyaran glutatyon takviyeleri kullanılır.

2.2.4.3. Cerrahi Tabanlı Tedaviler

Bir operasyonlarda beyne elektrot yerleştirilir ve bu elektrotların kontrolü sinyal üreten, programlanabilir bir cihaza bağlanır. Bu elektrotlarla hastanın ilaçlara ihtiyacı azalır. Elektrotların ürettiği sinyallerle titreme, yavaşlama ve duruş bozukluğu gibi sorunların önüne geçilmeye çalışılır. Diğer bir cerrahi müdahalede genlere zararsız bir virüs yoluyla müdahale ederek L-DOPA salgısı arttırılmaya çalışılır. Ayrıca henüz araştırma seviyesinde olan dopamin üretimini arttırıcı hücre ve kök hücre tedavileri de bulunmuştur. Titreme, bradikinezi ve katılığı düzeltmeye çalışan cerrahi müdahaleler de bulunmaktadır fakat bu tedaviler diskinezi ve hemibalizmi arttırabilir.

2.2.4.4. Teknoloji Tabanlı Tedaviler

Odaklanmış ultrason tedavisi ile operasyon gerektirme seviyesine gelmiş fakat girişimsel yöntemlerden kaçınan hastalara ultrason enerjisi verilerek tedavi denenir. Diğer bir yöntem ise fonksiyonel elektrik uyarıları ile zayıf ya da felç olmuş kasları uyarak hastaların yürüme gibi fiziksel bozukluklarını düzeltmektir.

2.2.4.5. Fiziksel Tedaviler

Düzenli fiziksel egzersiz ya da terapi hastaların hareketliliğini, esnekliğini ve hareket çeşitliliğini artırır. Bu tedavilerin amacı motor yeteneklerin kaybolmasını mümkün olduğunca ertelemektir. Fizik tedavi ile kısa vadede kas kasılmaları artsa bile uzun vadede mutlaka kas kasılmalarında azalma olacaktır.

2.2.4.6. Işık Tedavileri

Işık tedavileri ile başta melatonin salgılanması azaltılmaya çalışılır. Melatonin salgısı dopamin salgısını engeller, dolayısıyla melatoninini azaltmak belirtileri hafifletmede faydalı olabilir. Işık tedavilerinde farklı dalga boylarından lazer, LED ışık, florasan ve iki renkli gibi farklı çeşitlerde lambalar kullanılır.

2.2.4.7. Elektromanyetik Uyarı

Elektromanyetik uyarı girişimsel olmayan bir uyarı türüdür. Manyetik alan değişiklikleri ile dokuda zayıf elektrik akımları oluşturulur. Böylece beyin aktivitesi tetiklenmiş ya da ayarlanmış olur.

2.2.5. Yaygınlık

Hastalığın yaygınlığı yaşa, cinsiyete, ırka ve mesleğe göre farklılık gösterir. Hastalık genellikle 30 yaşın altında az görülür, 60 yaşın üzerinde ise görülme sıklığı artar. Hastalık genellikle erkeklerde kadınlardan daha yaygındır. Yapılan araştırmalarda sırasıyla İspanyolların, beyazların, Asyalıların ve en sonda siyahîlerin hastalığa yatkın olduğu saptanmıştır. Doğuşla gelen özellikler dışında yaygınlık açısından en önemli faktörlerden biri de meslektir. Kaynakçılar, doktorlar, dişçiler, avukatlar, bilim adamları, bilgisayar programcıları hastalığa daha yatkındır. Bunlar dışında çeşitli sebeplerle tarım ya da zirai ilaçlara maruz kalanlar, metal işinde çalışanlarda da hastalık yaygın olarak görülmektedir.

Dünya çapında kesin teşhis konan 6 milyondan fazla Parkinson hastası olduğu bilinmektedir fakat teşhis edilmeyen hastalarla birlikte bu sayı artabilir.

2.2.6. Tarihsel Geçmişi

Parkinson hastalığı dopaminin yetersiz olması ya da işlevini yerine getirememesinden kaynaklanmaktadır. Her ne kadar hastalık son yıllarda yaygınlaşmış olsa da insanoğlunun varlığından itibaren bu hastalık görülmektedir. Bu bölümde tarih boyunca görülmüş Parkinson hastalığı belirtileri bulunmaktadır.

Parkinsonizmin belirtilerinin ilk defa tarif edilmesi M.Ö. 5000 yılında Hindistan'da olmuştur ve belirtilerden başta tıpla ilgili olan Ayurveda'da olmak üzere Dört Veda'da bahsedilmektedir [48] [49]. Bu kaynaklarda hastalıktan Kampavata olarak bahsedilmekte ve tedavisi için Atmagupta dedikleri tropik bir baklagil olan Mucuna

Pruriens bitkisi kullanılmaktadır. Mucuna Pruriens bitkisinin tohumları doğal levodopa kaynağıdır. Bu bitkinin tohumlarını kullanmak Parkinson hastalığının tedavisinde uygulanmış tarihte bilinen ilk yöntemdir ve bu bitki günümüzde hala Parkinson hastalığı tedavisinde kullanılmaktadır. Eski Mısır'da ise bir kralın sağlık durumunu açıklayan belgelerde Parkinson hastalığının belirtilerine benzer belirtiler tarif edilmiştir [50]. Ayrıca Homeros'un İlyada Destanı'nda da Parkinson hastalığı ile ilgili tasvirler mevcuttur. Günümüzde var olan Çin'e ait en eski tıbbi doküman "Su Wen" olarak da bilinen "Huang Di Nei Jing Su Wen" M.Ö. 500 yılı civarında yazılmıştır. Bu doküman 81 bölümden oluşmaktadır ve soru – cevap şeklinde yazılmıştır ve bir kısmında Parkinson hastalığının belirtilerinden de bahsedilmektedir [50]. Yunan bir anatomi uzmanı ve hekim olan Ceos'lu Erasistratus (M.Ö. 310 – 250) çalışmalarında Parkinson hastalığında duruş bozukluklarından kaynaklanan yürüme zorluğuna benzer bir kişinin yürürken durmasına sebep olan geçici bir felçten bahsetmiştir [50]. İncil de ise Parkinson hastalığında görülen tremor ve öne eğik duruşu anlatan bir ayet vardır (Ecclesiastes 12:3). M.Ö. 25 yılında Roma'lı bilim adamı Aulus Cornelius Celsus "Tıbbın Sekiz Kitabı" adlı eserinde dinlenme halindeki istemsiz titremeden bahsetmiştir [51]. Farmakolog ve bitki bilimci Pedanius Dioscorides direk Parkinson hastalığına benzer bir tarif yapmamış olsa da araştırmacının nörolojik uyuşukluk, titreme ve kasılmalar için önerdiği gül ve sirkeden oluşan karışım Parkinson tedavisi için uygundur [52]. Hekimlerin babası ve ilk spor hekimi olarak bilinen Bergamalı Galenos'un kas ve kemikleri ayrıntılı olarak incelediği çalışmalarında "gözleri açık, kabızlık çeken, psikolojik sorunları olan ve istemsiz olarak titreyerek yatakta bir tahta gibi kaskatı yatan" diye tanımladığı hasta türü de Parkinson hastalığına uymaktadır [53]. Bizanslı Yunan doktor Aegina'lı Paul eserlerinde alkolden ve yaşlılığa bağlı felçten kaynaklanan titremeden bahsetmiştir [54]. Suriye'de bulunmuş bazı tarihi tıbbi dökümanlarda eklemlerde ağrı, felç, titreme gibi belirtilerden bahsedilmektedir ve biberiye, karabiber, reçine, adamotu, kakule, selvi gibi bitkilerin karışımları ile felçli bölgeye masaj yapılmasından bahsedilmiştir. 980 – 1037 yılları arasında yaşamış olan İbn-i Sina'nın ünlü eseri Kitabü's-Şifa (İyileşme Kitabı)'nın bir bölümü nörolojik bozukluklarla ilgilidir ve bu bölümde motor sistemini etkileyen hastalıklardan bahsetmiştir [55]. Ayrıca titremeye de değinen İbn-i Sina, bunun için bal ve soğuk yağ ile yapılan bir spazm giderici tarifi vermiştir. İtalyan bilim adamı, sanatçı ve mühendis olan Leonardo da Vinci (1452 – 1519) titremesi olan hastaları ile ilgili şu yorumu yazmıştır: "kendi

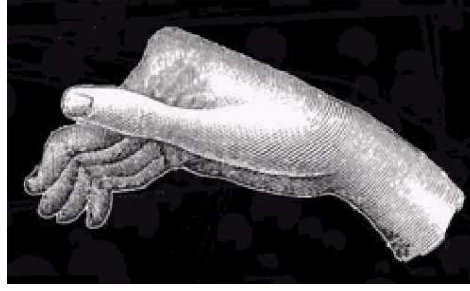
iradelerinden bağımsız olarak vücutlarının kafa ya da eller gibi bazı kısımları titreyen hastalar göreceksiniz, bu kişiler ne kadar uğraşsalar da bu vücut kısımlarının titremesini durduramazlar” [56]. Ayrıca William Shakespeare’ın bazı eserlerinde de Parkinson’a benzer bir hastalık geçmektedir. Ünlü İngiliz bitki bilimci John Gerard da felce benzer titreyen ve sallanan vücut parçalarına iyi gelen bitkileri çalışmalarında listelemiştir [57]. Yine bir İngiliz bitki bilimci, aktar, doktor ve astrolog Nicholas Culpeper bitkilerle ilgili yazdığı eserinde inme ve titreme için adaçayı, kanatlı karınca yağı ve yer solucanını önermiştir [58]. Edebi bir çalışma olan John Aubrey’nin (1626 – 1697) yazdığı filozof Thomas Hobbes’un (1588 – 1679) biyografisinde, Aubrey, Hobbes’un artan engellilik halini “Hobbes ölmeden yıllar önce hasta olmuştu ve artık o kadar felçli hale gelmişti ki adını bile yazamaz olmuştu” diye tarif etmiştir [59]. Bu tarif aslında günümüzde Parkinson hastalığının en belirgin belirtilerinden olan yazıların okunaksız, küçük olması ve hareketlerde yavaşlamaya denk gelmektedir. İskoç doktor George Cheyne İngilizlerin intihar vakalarıyla ilgili Bir İngiliz Hastalığı (The English Malady) adlı eserinin onikinci bölümünde “vücudun bazı bölümleri hareketliliğini yitirir, hastalık kroniktir, yaşlılarda görülür ve tedavisi yoktur; bu hastalığa yakalanan zavallı kişiler hayatları boyunca titrer ve sallanırlar” diyerek adeta Parkinson hastalığının belirtilerini tanımlamıştır [60]. Francois Boissier de Sauvages de la Croix yaşlılar üzerinde yaptığı bir çalışmada Parkinson hastalığında görülen katılığı kas esnekliğinde azalma sebebiyle yürümede zorluk olarak tanımlamıştır. Leister Lisesi ve Londra Hastanesi’nde çalışmış olan İskoç cerrah John Hunter Parkinson hastalığındaki el titremesine benzer olarak bir hastasının ellerinin uyku dışında sürekli olarak titrediğinden fakat hastanın bu durumdan hiç yorulmadığından bahsetmiştir. Bazı kaynaklarda James Parkinson’un John Hunter’ın derslerine katıldığına dair açıklamalar vardır.

Bütün bu çalışmalara rağmen Parkinson hastalığının tanımlanmasında asıl dönüm noktası James Parkinson’un 1817’de yaptığı hastalığın tıbbi içeriği üzerine genel bir açıklama sağlayan “Titrek Felç Üzerine Bir Rapor” isimli çalışması olmuştur [61]. Bu çalışmada James Parkinson titreme, zayıflamış kas hareketi, hareketlerde yavaşlama, vücudun öne doğru eğik durması ve hislerin azalması gibi belirtileri olan altı farklı hasta tarif etmiştir. Ayrıca hastalığın kronik olduğuna da değinmiştir.

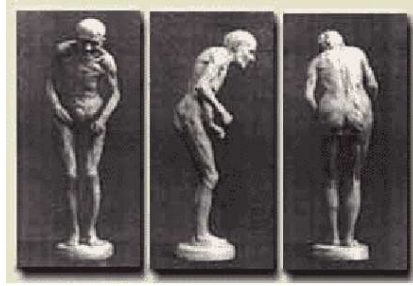
Wilhelm von Humboldt ise tarihte bilinen ilk Parkinson hastasıdır. Alman bilim adamı kendi durumu hakkında şunları yazmıştır: “Bu kadar okunaksız yazdığım için çok üzgünüm. Yazıyorum fakat dikkatimi toplayamıyorum, dolayısıyla yazım okunaksız oluyor.” Bunları yazan Wilhelm von Humboldt, daha sonra titremesinden, sakarlıklarından ve düğmelerini ilikleyememesinden bahsetmiştir.

Parkinson hastalığına çare bulduğunu iddia eden ilk doktor John Elliotson’dır [62]. John Elliotson hastaları hakkında vaka analizleri yazmış ve tedaviler önermiştir. Fakat yaptığı vaka analizleri incelendiğinde hastalarının bazılarının muhtemelen Parkinson hastası tespit edilmiştir. Demir karbonatı ile genç hastaları iyileştirmek önerdiği tedaviler arasında bulunmaktadır. Elliotson’ın bu önerisinden yüzyıllar sonra L-dopa oluşumunda demirin en önemli maddelerden biri olduğu bulunmuştur.

Her ne kadar hastalığın tıbbi anlamda ilk tanımını James Parkinson yapmış olsa da hastalığa Parkinson ismini veren kendisi değildir. Hastalığa bu ismi Jean – Martin Charcot 1876’da James Parkinson’un tanımına yeni belirtiler (ifadesiz yüz, eller ve ayaklarda kasılma, katılık gibi) ekleyerek vermiştir [63]. Ayrıca Charcot boru çiçeğinde yapılmış bir ilaç da önermiş ve bu ilaç L-dopa bulunana kadar tedavide kullanılmıştır. Charcot’un hastalığa titrek felç yerine Parkinson denmesini istemesinin sebebi hastalığın titreme ya da felç olmadan katılık gibi durumlarla da seyredebilmesidir. Ayrıca bilekteki titremeyi ölçmek için Charcot hastaların bileklerine stimograf bağlamıştır. Charcot’un asistanı anatomi uzmanı, fizyolog ve heykeltıraş Paul Marie Louis Pierre Richer ise Parkinson hastalığı ile ilgili bilinen ilk çizimleri yapmıştır.



Şekil 2.8: Paul Marie Louis Pierre Richer tarafından çizilen Parkinson hastası eli.



Şekil 2.9: Paul Marie Louis Pierre Richer tarafından çizilen Parkinson hastası duruşu.

Hastalığın tedavisinde elektroterapiyi ilk kez 1855 yılında Guillaume Benjamin Amand Duchenne de Boulogne kullanmıştır [64]. Parkinson hastalığının farmakolojik modern tedavisinin başka bir deyişle levodopa tabanlı tedavisinin temellerinin atılması da hastalığın tedavisinde bir dönüm noktası olmuştur. Hastalığın beyindeki dopamin ile ilişkisini gösteren, ayrıca beyindeki dopamin miktarını ölçmek için bir yöntem öneren İsveçli bilim adamı Arvid Carlsson bu çalışmayla 2000 yılında Nodel Ödülü almıştır [65]. George Cotzias ise levadopanın hastaların üzerindeki başarılı etkilerini göstermiştir [66]. Bu önemli çalışmalardan günümüze gelene kadar hastalık üzerine sayısız farmakolojik ve cerrahi çalışma yapılarak hastalığa çare aranmıştır fakat hali hazırda Parkinson hastalığının çaresi yoktur ve hastalık sonuç olarak ölümcüldür.

2.2.7. Konuşma ve Parkinson Hastalığı

Gündelik hayatta yaptığımız herhangi bir aktiviteyi (yürümek, oturmak, yemek yemek gibi) nöronların yönettiği kas hareketlerimizle yaparız. Konuşabilmemiz içinse konuşmayla ilgili organları yöneten nöronlar vardır. Konuşmayla ilgili organları yöneten nöronların kaybı çeşitli konuşma bozukluklarına yol açar. Parkinson hastalığı ile ilgili konuşma bozukluklarına hipokinetik (normal hareketi azalmış) disartri (sözcükleri

söylemede güçlük) denir [22] ve bu durum konuşmanın gitgide anlaşılmasız olması ile sonuçlanır. Hipokinetik disarti türleri kabaca aşağıdaki gibidir:

- 1) Hipofoni (düşük ses yüksekliği)
- 2) Disfoni (nefes nefese ve boğuk ses)
- 3) Hipokinetik artikülasyon (seslendirme hareketleri yetersizliği nedeniyle açık olmayan artikülasyon)
- 4) Hipoprosodi / monoton konuşma (düşük konuşma perde değişikliği)
- 5) Palilali (tutuk ya da tereddütlü konuşma)

Konuşma ve Parkinson hastalığı ile ilgili araştırmaların başlaması 1970'lerin öncesine kadar uzanır [22] [67] [68]. Bu çalışmalarda Parkinson hastalarında görülen seste gürlük, monotonluk; nefes nefese, boğuk ses ve açık olmayan artikülasyondan bahsedilmektedir. Bu çalışmaları Parkinson hastalarının nefes nefese, boğuk ve artikülasyon problemleri yaşararak konuştuğunu doğruyan çalışmalar izlemiştir [69]. Daha güncel çalışmalar bu bulguları doğrulamış ve geliştirmek için Parkinson hastaları ile sağlıklı denekleri karşılaştıran çalışmalar yapmışlardır [23]. Bu hastaların çoğu normal ya da yüksek sesle ses çıkarmaya çalıştıklarında gırtlaklarında bir titreme olmaktadır [70]. Buna bağlı olarak bu hastalarda %40 oranında bir ses kaybı görülmektedir [71] [72].

İlginç bir çalışma ise sürekli sesli harflerin söylenmesi esnasında ses basınç seviyesinde bir değişiklik olup olmadığını araştırmış ve Parkinson hastaları ile sağlıklı denekler arasında yapılan çalışmada deneklerin ses basınç seviyesinde bir farklılık olmadığı ortaya çıkmıştır [73]. Parkinson hastalarında yüksek seviyede titreşimsel aperiodyotiklik ve nefese nefese olma (gürültü) belirtileri vardır [74]. Konuşmada ses düşüklüğü ve değişkenlik de Parkinson hastalığında görülen belirtilerdir [75] ve bu belirtiler hastalığın ağırlığını göstermektedir [76]. Genellikle görülen bozukluklar hipofoni ve disfoni [77] [78], hipokinetik disarti türünde konuşma bozukluklarının %98'i Parkinson hastalığı ile ilgilidir [79].

Parkinson hastalığı kadın ve erkek hastaların ses ve konuşma performanslarını farklı şekilde etkilemektedir. Mesela Cnockaert ve arkadaşlarının [80] yaptığı çalışmada erkek deneklerin ses ve konuşma performanslarındaki değişim sağlıklı deneklere göre artarken, kadınlarınki azalmaktadır. Son zamanlarda yapılan çalışmalarda bu erkek kadın ayrımı göz önüne alınmamıştır [20] [38].

İlginç bir biçimde, 2004 yılında yapılan bir pilot çalışmanın sonuçlarına göre Parkinson hastalığının teşhisinden beş yıl önce konuşma bozukluklarının tespit edilebildiği görülmüştür [25]. Benzer demografik bilgilere (yaş, cinsiyet, meslek) sahip iki kişinin konuşma kayıtları 11 yıl boyunca incelenmiş ve bu iki kişiden birine 11 yıl sonunda Parkinson teşhisi konmuştur. Bu 11 yıllık incelemenin 7 yılı teşhisten öncesine dayanmaktadır. Her ne kadar çalışmada sadece iki kişinin kayıtları incelenmiş olsa da bu çalışma sonucunda bir kişiye teşhis konmadan önce hastalığa ait bazı erken belirtilerin izine raslanabileceği gösterilmiştir. Benzer olarak hareket bozuklukları böyle bir tespit için kullanılabilir fakat insanları böyle uzun bir çalışmaya ikna etmek oldukça zor olacaktır. Dopamin salgılayan hücreler ölmeye başlar başlamaz yeterince hassas alet ve testlerle fiziksel muayenede farkedilmeyecek kadar az kas kontrol aksaklıkları tespit edilebilir. Parkinson hastası olarak teşhis edilmiş kişilerin konuşma sinyallerini incelemek ise hastalığın tanısı, teşhisi, ilerlemesi ve tedavisi ile ilgili bilgiler verebilir.

3. MALZEME VE YÖNTEM

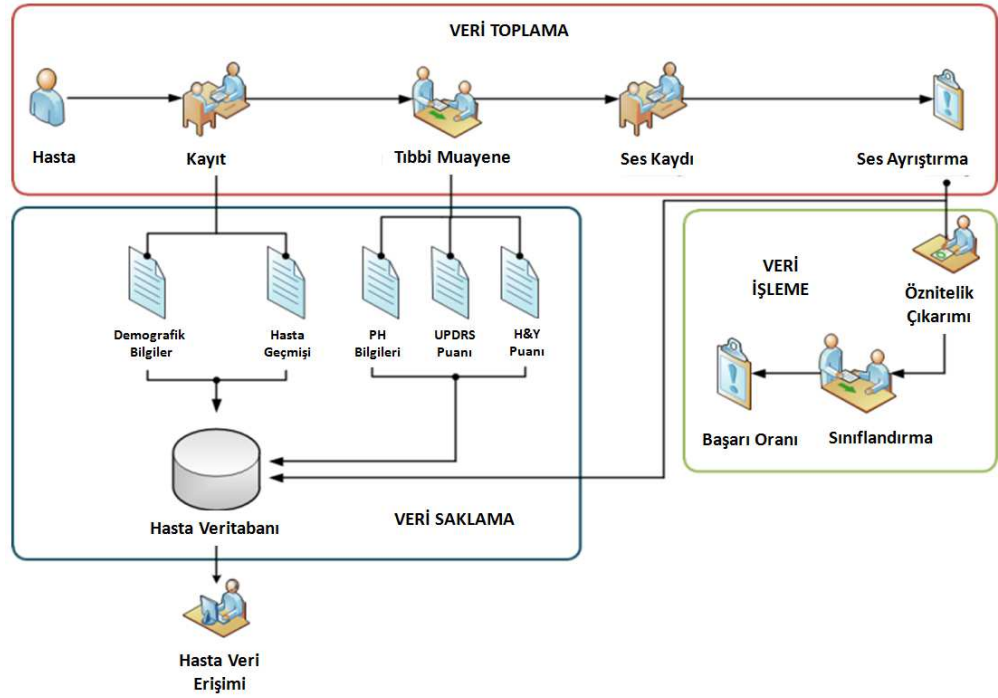
3.1. SİSTEMİN GENEL YAPISI

Bu çalışma esnasında veri, doktorun muayenesi ile birlikte toplanmıştır. İlk olarak, genellikle tüm hastanelerde hemşire ya da hasta kabul görevlisi tarafından bir form doldurularak oluşturulan ve hastanın geçirdiği aşamaların izlenmesini sağlayan hasta geçmişi bilgilerinin bir veri tabanına kaydedilebilmesi için bir sistem oluşturulmuştur. Bu sistem hastaya ait bilgilerin saklanması yanında güncellenmesi, güvenliği ve bilgilere kolay erişimin sağlanması gibi faydalar da getirmiştir. Sistemin genel yapısı Şekil 3.1’de görülmektedir. Hasta, hastaneye ulaştığında cinsiyet, yaş [81] [82], meslek, eğitim durumu gibi demografik bilgileri ve kronik hastalıklar, sigara içme oranı, sürekli kullanılan ilaçlar, ailesel hastalıklar ve Parkinson hastalığının belirtileri gibi kısa bir sağlık geçmişi bilgisi alınmaktadır. Bu çalışmada toplanan demografik ve klinik geçmiş bilgileri öznitelik olarak kullanılmamış, hastanede bilgisayar destekli veri saklama sisteminde kullanılmak amacıyla alınmıştır.

Bu süreçten sonra hasta doktor muayenesine alınmıştır. Bu muayene esnasında, doktor hastadan daha önceden belirlenen metni okumasını ya da tekrar etmesini, adını yazmasını ve bazı spiraller çizmesini istemiş ve eş zamanlı olarak doktor hastanın BPHDÖ ve HYÖ seviyesine karar vermiştir. Her hastanın konuşma kaydı bu süreçte alınmıştır. Ardından konuşma kaydı ses örneklerine ayrıştırılmış ve bunlardan Praat Akustik Analiz Yazılımı [83] ile zaman – frekans tabanlı öznitelikler çıkartılmıştır. Bu özniteliklerle seste gürlük, net olmama, pürüzlülük, düşüş ve titreme gibi disfoniye ait özellikler belirlenmiş ve hastalığın teşhisinde kullanılmıştır.

Bu çalışmada toplanan veriler üzerine üç farklı aşama uygulanmıştır: 1) özniteliklerin çıkarımı; 2) ses örneklerinden çıkarılan öznitelikler ile sınıflandırma ve 3) ses örneklerinden çıkarılan özniteliklerin merkezi eğilim ölçüleri ile sınıflandırma.

Ayrıca çıkarılan bu öznitelikler farklı çapraz geçerleme yöntemleri kullanılarak sınıflandırıcılara verilmiş ve başarıyı ölçmek doğruluk, özgüllük, duyarlılık ve MKK ölçütleri kaydedilmiştir.

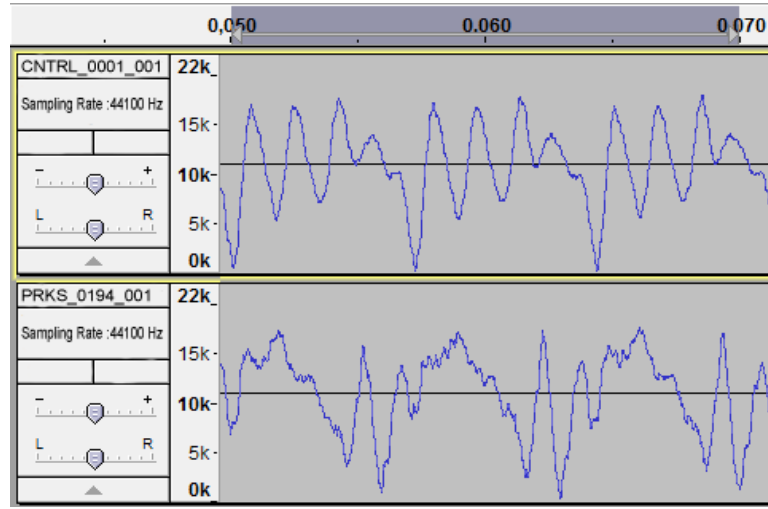


Şekil 3.1: Sistemin genel yapısı.

3.2. VERİ

Bir kişinin Parkinson hastası olduğunu gösterebilecek başlıca belirti biri kişinin sesinde oluşabilecek disfoni adı verilen sorunlardır. Disfoni, hastalığın ilk göstergelerinden biri olmakla birlikte hastalığın belirtilerinin gelişimini takip etmek açısından da önemli bir yere sahiptir. Bu çalışma kapsamında toplanan veri İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Nöroloji Anabilim Dalı'na başvuran 20 Parkinson hastası (6 kadın, 14 erkek) ve 20 sağlıklı denekten (10 kadın, 10 erkek) alınmıştır. Test kümesi 0 – 6 yıldır hastalıktan yakınan 43 – 77 (ortalama: 64,86 standart sapma: 8,97) yaşları arasında Parkinson hastalarından, kontrol grubu 45 – 83 (ortalama: 62,55 standart sapma: 10,79) yaşları arasında sağlıklı deneklerden oluşmaktadır. Her deneğe sürekli sesli harfler, sayılar, kelimeler ve kısa cümleler içeren 26 farklı ses örneği söylenilerek kaydedilmiştir. Bu ses örnekleri Parkinson hastalarının konuşurken daha güçlü ses çıkarabilmeleri için nörologlar tarafından hazırlanan bir dizi ses alıştırması içinden seçilmiştir [84] ve Ek 5'te verilmiştir. Kayıtlar Trust MC-1500 mikrofon ile 50 Hz ve 13 kHz frekans aralığında yapılmıştır. Mikrofon 96 kHz, 30 dB'ye ayarlanarak denekten 10 cm uzağa yerleştirildi ve daha sonra denekten belirlenen metni okuması ya da tekrar etmesi istenmiştir.

Bahsedilen ilk veri kümesinin toplanması ve deneylere başlanması ile eş zamanlı olarak bu veri kümesinden bağımsız bir veri kümesi sadece Parkinson hastalarından kayıt olarak yine uzman gözetiminde toplanmaya başlandı. Bu veri kümesinin toplanmasında 28 Parkinson hastasından sadece sürekli “a” ve “o” harflerini üçer kere söylemesi istendi ve böylece 168 kayıt elde edildi. Test kümesi 0 – 13 yıl arasında Parkinson hastalığından şikâyetçi olan, yaşları 39 – 79 (ortalama: 62,67 standart sapma: 10,96) arasında değişen hastalardan oluşmaktadır. Bu veri kümesi çoklu ses kayıtları içeren ilk veri kümesinden elde edilen sonuçları doğrulamak amacıyla kullanılmıştır. Bu veri kümesi için yeni bir model eğitilmemiş, veriler ilk veri kümesi ile elde edilmiş modele verilmiştir.



Şekil 3.2: Yukarıda sağlıklı denek ve aşağıda ise Parkinson hastası denek ses dalga formu (Y eksenini genlik, X eksenini ise zaman).

3.3. ÖZNİTELİK ÇIKARIMI

Disfoni bir Parkinson hastasında hastalığın teşhisi ve takibi açısından kullanılan ve oldukça bilinen bir konuşma problemidir. Disfoni gürlük, nefes nefese konuşma, pürüzlülük, düşük ve abartılı ses titremesi gibi durumlara sebep olur. Bu bağlamda klinik muayene esnasında her denekten 1 – 10 arasındaki sayıları, 4 kafiye cümle, 9 kelime ve sürekli “a”, “o”, “u” sesli harflerini içeren daha önceden belirlenmiş 26 ses örneğini okumaları ya da söylemeleri istenmiştir. Bu ses örneklerinden öznitelik çıkarmak için Praat Akustik Analiz Yazılımı kullanılmıştır. 26 adet doğrusal ve zaman –

frekans tabanlı öznelilik (Tablo 3.1) daha önceki çalışmaları da göz önüne alarak çıkartılmıştır [20] [27].

Tablo 3.1: Ses örneklerinden çıkarılan frekans-zaman tabanlı öznelilikler ve türleri.

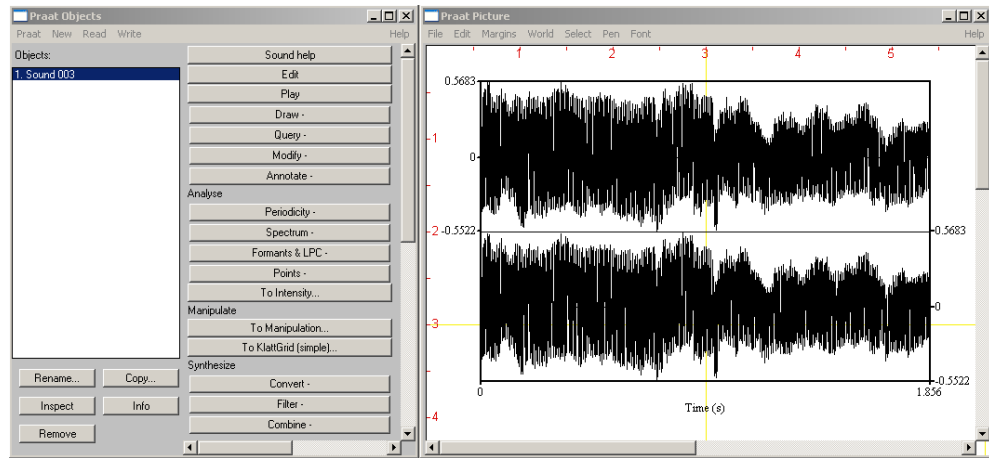
Öznelilik	Tür
Jitter (local)	Frekans Pertürbasyonu ile ilgili Parametreler
Jitter (local, absolute)	
Jitter (rap)	
Jitter (ppq5)	
Jitter (ddp)	
Number of pulses Number of periods Mean period Standard dev. of period	Sinyal Parametreleri
Shimmer (local) Shimmer (local, dB) Shimmer (apq3) Shimmer (apq5) Shimmer (apq11) Shimmer (dda)	Genlik Pertürbasyonu ile ilgili Parametreler
Fraction of locally unvoiced frames Number of voice breaks Degree of voice breaks	Seslendirme Parametreleri
Median pitch Mean pitch Standard deviation Minimum pitch Maximum pitch	Perde Parametreleri
Autocorrelation Noise-to-Harmonic Harmonic -to-Noise	Harmonisite Parametreleri

3.3.1. Praat Akustik Analiz Yazılımı

Praat dil ve sesbilimcilerin ses yazımını inceleyebilecekleri bilimsel ve ücretsiz bir programdır. Adı Flemenk dilinde “konuşmak” anlamına gelen Praat, Paul Boersma tarafından ortaya çıkarılmış ve halen Paul Boersma ve David Weenik [83] tarafından geliştirilmektedir. Praat programı ile ses dosyaları kayıt edilebilir, kayıt edilen ya da yüklenen dosyalardaki sesin perdesi, yoğunluğu, gürlüğü vb gibi birçok özelliğini

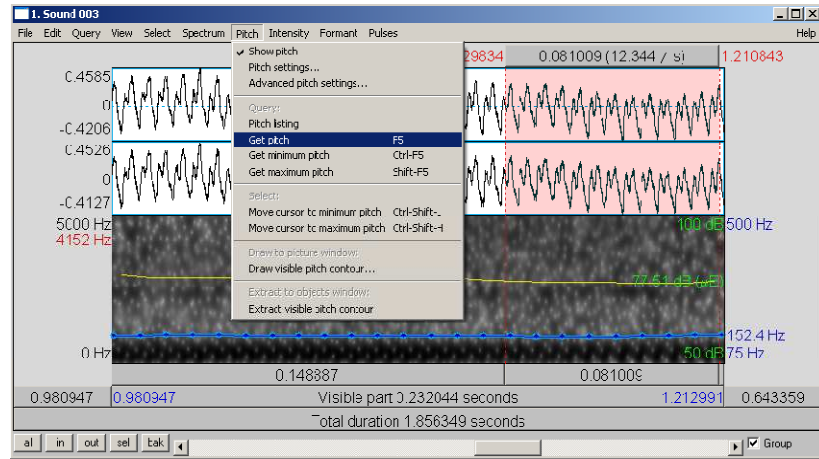
gösteren ses dalgaları ve zaman ya da frekans özellikleri çıkarılabilir. Kısacası Praat Akustik Analiz Yazılımı ile sesbiliminde konuşma analizi yapılabilir.

Program açıldığında kullanıcının karşısına Şekil 3.3'deki gibi bir ekran çıkmaktadır. Bu ekran yardımıyla kullanıcı öznitelik çıkarmak istediği ses örneği kaydını dalga formu ses dosyası formatında (wav - waveform audio file format) programa yüklemelidir. Bu yükleme işleminden önce gerekliyse ses örneğinin parçalanması ve gürültüden ayrıştırılması işlemleri yapılmalıdır.



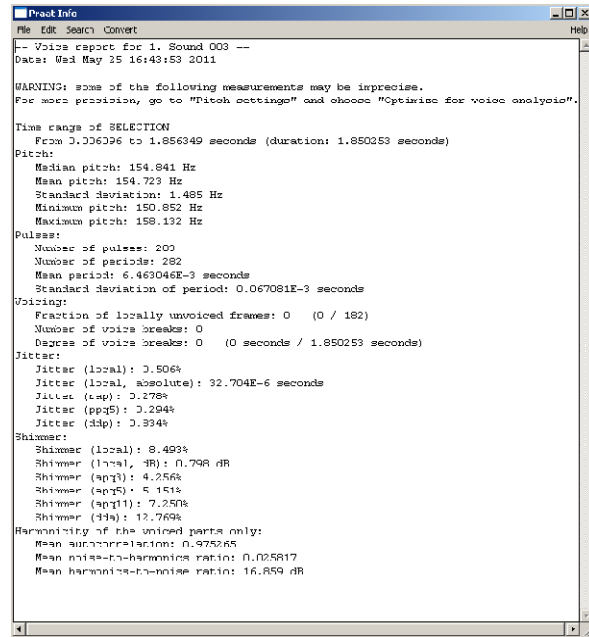
Şekil 3.3: Praat açılış ekranı.

Praat programı bir ses sinyalini belli sayıda parçaya ayırmak için örtüşen 40 – 80 saniyelik zaman pencereleri kullanır. Ses örneğinin yükleme işlemi başarıyla tamamlandıktan sonra gerekliyse ses örneğinin belli bir zaman aralığındaki kısmı seçilir. Bundan sonra Şekil 3.4'deki gibi dalga formu analizi yapılır.



Şekil 3.4: Praat dalga formu analizi.

Bu analiz esnasında yazılımın perde (pitch), yoğunluk (intensity) ile atım (pulse) gibi menüleri kullanılarak ses kaydından öz nitelikler çıkartılabilir ve raporlanabilir. Bu işlemler sonucunda çıkarılan raporlar Şekil 3.5’de verilmiştir.



Şekil 3.5: Praat ses analizi raporu.

Praat ile çıkarılan öz nitelikler ilerleyen bölümlerde genel olarak açıklanmıştır.

3.3.1.1. Jitter Sınıfı Öznitelikler

Jitter, ses telleri titreşimlerindeki mikro değişikliklerin temel ölçüm birimlerinden biridir [85]. Sesin temel frekansındaki periyotlar arasındaki kısa süreli pertürbasyonları gösterir [86]. Aşağıda da verildiği üzere sese ya da ses kaydına ait beş farklı Jitter özelliği bulunmaktadır. Tüm özellikler için verilen formüllerde P harfi periyodu, G harfi genliği, T harfi zamanı, t harfi anı, F harfi ise periyotlar ya da genlikler arası farkı ifade etmektedir.

Jitter (local): Adından da anlaşılacağı üzere yerel değişiklikleri gösteren bu veri, elde edilen ses örneklemede perdeye ait kısa süreli değişikliklerin göreceli bir değerlendirmesidir [87].

$$J(local) = \frac{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T |P(t) - P(t+1)|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P(t)} \quad (3.1)$$

Jitter (local, absolute): Ardışık periyotlar arasında, mikro saniyeler ile ölçülen mutlak farkın ortalamasıdır [88].

$$J(local, absolute): \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} |P(t) - P(t+1)| \quad (3.2)$$

Jitter (rap): Seçilen bir periyodun değeri ile bu periyoda komşu iki periyodun birleşiminden elde edilen ortalama değer arasındaki mutlak farkların ortalamasıdır. Bu değer ortalama periyoda bölünerek elde edilirken adı bağıl ortalama değişimden (relative average perturbation) gelmektedir.

$$J(rap) = \frac{\frac{1}{T-2} \sum_{t=2}^{T-1} |P(t) - \frac{P(t-1) + P(t) + P(t+1)}{3}|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P(t)} \quad (3.3)$$

Jitter (ppq5): Beş noktalı periyod değişimi katsayısı (Five-point Period Perturbation Quotient) olan bu öznitelik bir periyod ile o periyodun kendisinden önce ve sonra gelen ikişer periyodun, başka bir deyişle komşu dört periyodun birleşiminden elde edilen ortalama değer arasındaki mutlak farkların ortalaması bulunur. Bu fark ortalama periyoda bölünür.

$$J(ppq5) = \frac{\frac{1}{T-4} \sum_{t=3}^{T-2} |P(t) - \frac{P(t-2) + P(t-1) + P(t) + P(t+1) + P(t+2)}{5}|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P(t)} \quad (3.4)$$

Jitter (ddp): Ardışık periyotların ardışık farkları arasındaki mutlak farkın ortalaması bulunur [89]. Bu değer ortalama periyoda bölünür.

$$J(ddp) = \frac{\frac{1}{T-2} \sum_{t=1}^{T-2} |F(P(t), P(t+1)) - F(P(t+1), P(t+2))|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P(t)} \quad (3.5)$$

3.3.1.2. *Shimmer Sınıfı Öznitelikler*

Altı farklı öznitelik çıkarılabilen Shimmer özelliği sesin genliğinin değişimini temsil etmektedir.

Shimmer (local): Ardışık periyotların genlikleri arasındaki mutlak farkların ortalamasının ortalama genliğe bölünmesiyle elde edilir.

$$S(local) = \frac{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} |G(t) - G(t+1)|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T G(t)} \quad (3.6)$$

Shimmer (local, dB): Ardışık periyotların genlikleri arasındaki mutlak farkların on tabanındaki logaritmik değerlerinin ortalaması bulunur. Bu sayı 20 ile çarpılır.

$$S(local, dB) = \frac{20}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} \log_{10} |G(t) - G(t+1)| \quad (3.7)$$

Shimmer (apq3): Üç noktalı genlik değişimi katsayısı (Three-point Amplitude Perturbation Quotient) olan bu öznitelik bir periyot ile o periyodun genliğinin ve kendisinden önce ve sonra gelen birer periyodun genliğinin, başka bir deyişle üç periyodun birleşiminden elde edilen ortalama genlik değerleri arasındaki mutlak farkların ortalaması bulunur. Bu fark ortalama genliğe bölünür.

$$S(apq3) = \frac{\frac{1}{T-2} \sum_{t=2}^{T-1} \left| G(t) - \frac{G(t-1) + G(t) + G(t+1)}{3} \right|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T G(t)} \quad (3.8)$$

Shimmer (apq5): Beş noktalı genlik değişimi katsayısı (Five-point Amplitude Perturbation Quotient) olan bu öznitelik bir periyodun genliği ile o periyodun kendisinin ve kendisinden önce ve sonra gelen ikişer periyodun genliklerinin, başka bir deyişle komşu dört periyodun genliklerinin birleşiminden elde edilen ortalama değer arasındaki mutlak farkların ortalaması bulunur. Bu fark ortalama genliğe bölünür.

$$S(apq5) = \frac{\frac{1}{T-4} \sum_{t=3}^{T-2} \left| G(t) - \frac{G(t-2)+G(t-1)+G(t)+G(t+1)+G(t+2)}{5} \right|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T G(t)} \quad (3.9)$$

Shimmer (apq11): Onbir noktalı genlik değişimi katsayısı (Eleven-point Amplitude Perturbation Quotient) olan bu öznelik bir periyodun genliği ile o periyodun kendisinin ve kendisinden önce ve sonra gelen beşer periyodun genliklerinin, başka bir deyişle komşu on periyodun genliklerinin birleşiminden elde edilen ortalama değer arasındaki mutlak farkların ortalaması bulunur. Bu fark ortalama genliğe bölünür.

$$S(apq11) = \frac{\frac{1}{T-10} \sum_{t=6}^{T-5} \left| G(t) - \frac{G(t-5)+G(t-4)+\dots+G(t+4)+G(t+5)}{11} \right|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T G(t)} \quad (3.10)$$

Shimmer (ddp): Ardışık periyodların genlikleri arasındaki ardışık farklar arasındaki mutlak farkın ortalaması bulunur.

$$S(ddp) = \frac{1}{T-2} \sum_{t=1}^{T-2} |F(G(t), G(t+1)) - F(G(t+1), G(t+2))| \quad (3.11)$$

3.3.1.3. Diğer Öznelikler

Harmonik – Gürültü Oranı (HGO) ve Gürültü – Harmonik Oranı (GHO): Bu ölçütler bir ses sinyalinde bulunan gürültü oranını göstermek amacıyla sıklıkla kullanılır. Diğer çıkarılan özneliklerden farklı olarak bunlara genel olarak sinyal – gürültü oranı (SGO) öznelikleri denebilir. Bunları belirlemedeki amaç ses sinyalindeki gürültüyü belirlemektir. Bu gürültü genellikle ses tellerinin doğru kullanılmasını önleyen bir sorundan oluşur. Jitter ve Shimmer öznelikleri gibi bu HGO ve GHO özneliklerinin de türleri vardır [90] [87]. Praat ile çıkarılan ortalama HGO ya da GHO katsayısıdır. Fakat bu özneliklerin standart sapmasını kullanmak da faydalı olabilir. HGO Formül 3.12’de verilmiştir, burada görülen $R_f(\tau)$ bir sonraki adımda anlatılan otokorelasyon katsayısıdır.

$$HGO(dB) = 10. \log_{10} [R_f(\tau)/(1 - R_f(\tau))] \quad (3.12)$$

Benzer olarak GHO da Formül 3.13 ile hesaplanır:

$$NHR = 10. [(1 - R_f(\tau))/R_f(\tau)] \quad (3.13)$$

Otokorelasyon (Auto – Correlation): Sürekli bir ses sinyalinin ($f(t)$) sahip olduğu gecikmeye (τ) göre hesaplanır.

$$R_f(\tau) = \int f(t)f(t + \tau)dt \quad (3.14)$$

Yerel Sessiz Pencere Oranı (Fraction of Locally Unvoiced Frames): Belli bir saniye uzunluğundaki bir ses dalgası belli saniyelik belli sayıda pencereye bölündüğünde seçilen bir eşik değerin altında ses sinyaline sahip olan pencere sayısıdır. Praat yazılımında bu işlem her saniyenin 0,01 saniyelik pencerelere ayrılması ile elde edilen 100 pencere üstünde yapılır.

Ses Kesintisi Sayısı (Number of Voice Breaks): Uzunluğu 1,25'den büyük olan ardışık atımların sayısının perde tabanına bölümüdür.

Ses Kesintisi Derecesi (Degree of Voice Breaks): Bu sesli kısımlar arasındaki kesintilerin analiz edilen toplam sinyal süresine bölümüyle bulunur. Başta ve sonda olan ses kesintileri dikkate alınmamaktadır.

3.4. SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Sınıflandırmaya yönelik örüntü tanıma yöntemleri genel olarak özniteliklerle sınıf bilgisi arasında ilişki kuracak bir fonksiyon bulmaya çalışır. Bu iki şekilde yapılabilir: a) veriye uygun bir fonksiyona karar verilir ve bu fonksiyonun parametreleri belirlenir (parametrik öğrenme) [91], b) veri kendine uygun bir yapı ve bu yapının parametrelerini seçer (parametrik olmayan öğrenme) [92]. Parametrik öğrenme, parametrik olmayan öğrenmeye göre çok daha kolay ve anlaşılırdır. Eğer fonksiyon başka bir deyişle modelin yapısı önceden belliyse parametreler yapının anlaşılmasını kolaylaştırır. Fakat fonksiyonu yani modeli yanlış belirlemek verinin yanlış anlaşılmasına sebep olabilir. Tüm bunlara rağmen bir veri seti üzerinde net bir şekilde parametrik ya da parametrik olmayan bir sınıflandırıcı kullanılması henüz çözülmuş bir sorun değildir ve literatürde hala tartışılmaktadır [93] [94].

Sınıflandırma ise temel olarak, sınıfı bilinmeyen bir örüntünün, o örüntüye ait öznitelikler kullanılarak bir model yardımıyla hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesidir. Örüntü tanıma problemlerinde genel olarak hangi sınıflandırma yönteminin en iyi ya da en uygun olduğu kesin olarak söylenemez [95]. Örüntünün

çeşidi, örüntüden elde edilen özniteliklerin yapısı ve sayısı, işlem süresi ve karmaşıklığı gibi faktörlere göre tercih edilmesi gereken sınıflandırma yöntemi probleme göre farklılık gösterebilir.

Bu bölümün devamında bu tez kapsamında kullanılan iki popüler sınıflandırma algoritması olan k -En Yakın Komşu ve Destek Vektör Makineleri açıklanacaktır.

3.4.1. k -En Yakın Komşu Algoritması

Denetimli öğrenmede sınıflandırıcıyı eğitim kümesindeki veriye (öznitelikler ve sınıf bilgisi) göre eğitmek gerekir, böylece sınıflandırıcı henüz görmediği örneklerle doğru sınıf bilgisini verebilir. Henüz hangi sınıfa ait olduğu bilinmeyen örneğe sınıf etiketi vermenin en kolay yolu, öğrenme kümesinde bu örneğe en yakın örnekleri seçmektir. Yakınlıkla kasıt Öklid mesafesi gibi bir uzaklık ölçütü ile uzaklığı belirlemektir. Yeni örneğin öğrenme kümesi üzerinde bulunan diğer örneklerle uzaklığı Öklid mesafesi cinsinden bulunarak, yeni örneğe kendisine en yakın örneğin sınıf bilgisi verilebilir. Bu işlemde birden fazla örneğe (3, 5, 7) ait uzaklıklar da kullanılabilir. Burada tek sayıda örnek seçilmesinin sebebi yeni örneğin sınıf bilgisinin var olan örneklerle göre çoğunluk seçimiyle belirlenmesidir. Yeni örneğe yakın olan örneklerle komşu, bu sınıflandırma yöntemine ise k -En Yakın Komşu algoritması denir. Sınıflandırıcının ismindeki k komşu sayısını belirtmektedir ve çeşitli çapraz geçerleme yöntemleri ile optimize edilebilir. k -EYK sınıflandırıcısına beslenmeden önce her öznitelik ortalamaları sıfır, standart sapmaları bir olacak şekilde normalize edilir. Böylece öznitelikler arasındaki ölçek sorunları giderilmiş olur. Kolaylığının yanı sıra k -EYK çeşitli araştırmalarda sıklıkla kullanılmış ve bu sınıflandırıcı ile gayet başarılı sonuçlar elde edilmiştir [96] [97].

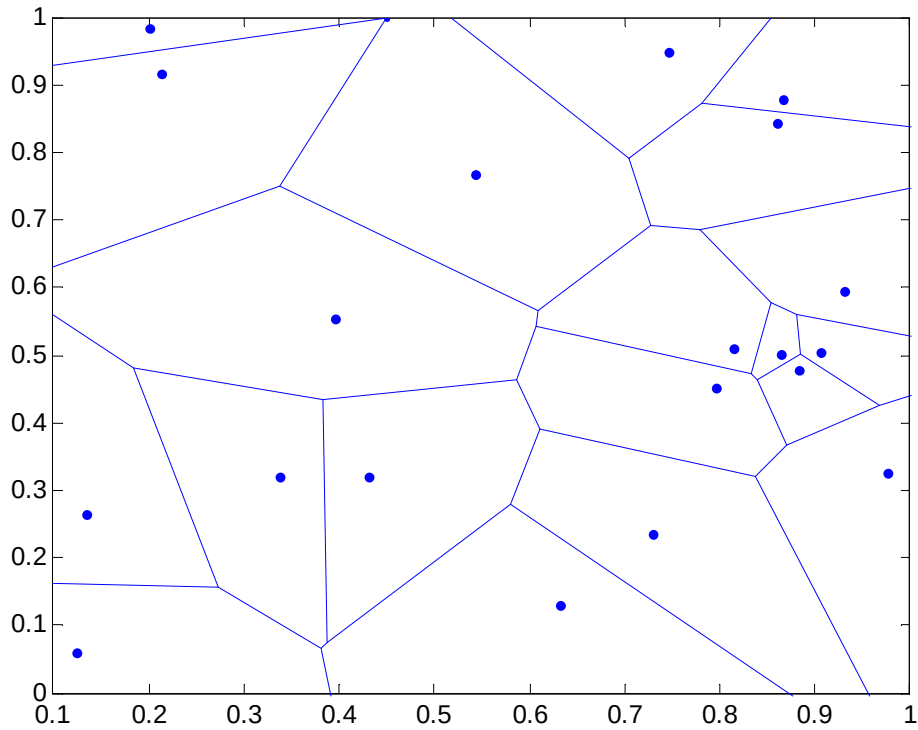
k -En Yakın Komşu algoritması öğrenmede kullanılan en eski ve basit yöntemlerden biridir [98]. k -EYK algoritması etiketlenmemiş bir örneği eğitim kümesindeki k adet komşusuna bakıp çoğunluğun etiketine göre sınıflandırır. Bu algoritma daha çok verinin dağılımı hakkındaki bilgilerin az ya da hiç olmadığı sınıflandırma problemlerinde kullanılır.

k -EYK algoritmasında amaç, bir test örneğini var olan eğitim örnekleri ve özniteliklerin değerlerini kullanarak sınıflandırmaktır. n elemanlı veri kümemizde X , p adet

özniteliğimiz $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$ olduğunu varsayalım. Örnekler arası mesafe hesabında genelde Öklid mesafesi kullanılır. Dolayısıyla x_i ve x_k örnekleri arasındaki mesafeyi Formül 3.15'e göre bulabiliriz.

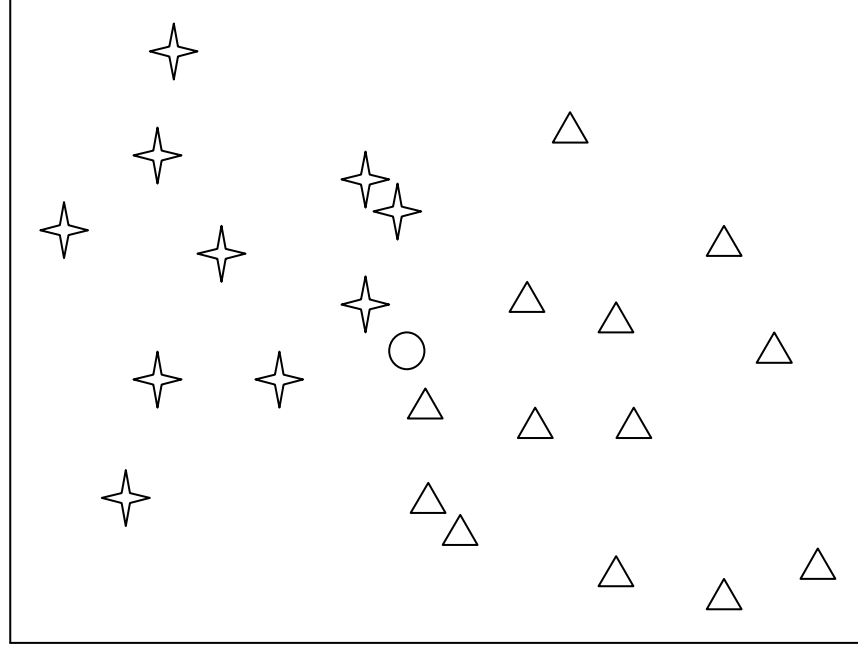
$$d(x_i, x_k) = \sqrt{(x_{i1} - x_{k1})^2 + (x_{i2} - x_{k2})^2 + \dots + (x_{ip} - x_{kp})^2} \quad (3.15)$$

Bu algoritmanın grafiksel tasviri için algoritmanın $k = 1$, 1-EYK özel durumu Voronoi [99] diyagramı ile gösterilir [100]. Bu diyagramda hücre sınırları kullanılarak en yakın komşular bulunabilir.



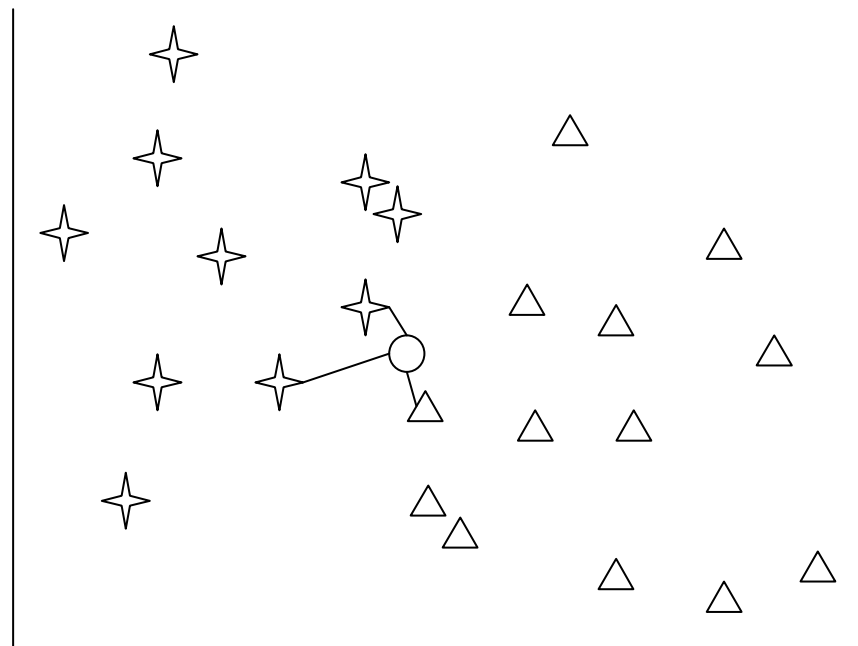
Şekil 3.6: Rasgele bir veri üzerinde çizilmiş Voronoi diyagramı.

Bu parametrik olmayan sınıflandırıcıyı daha iyi açıklayabilmek bir örnek üzerinden şekillerle daha mümkün olur. Aşağıda Şekil 3.7'de verilmiş iki sınıfa ait örnekler (yıldız ve üçgen) ve sınıfı bilinmeyen yeni örnek (daire) üzerinden $k = 3$ parametresi için algoritmanın üzerinden geçilmiştir.



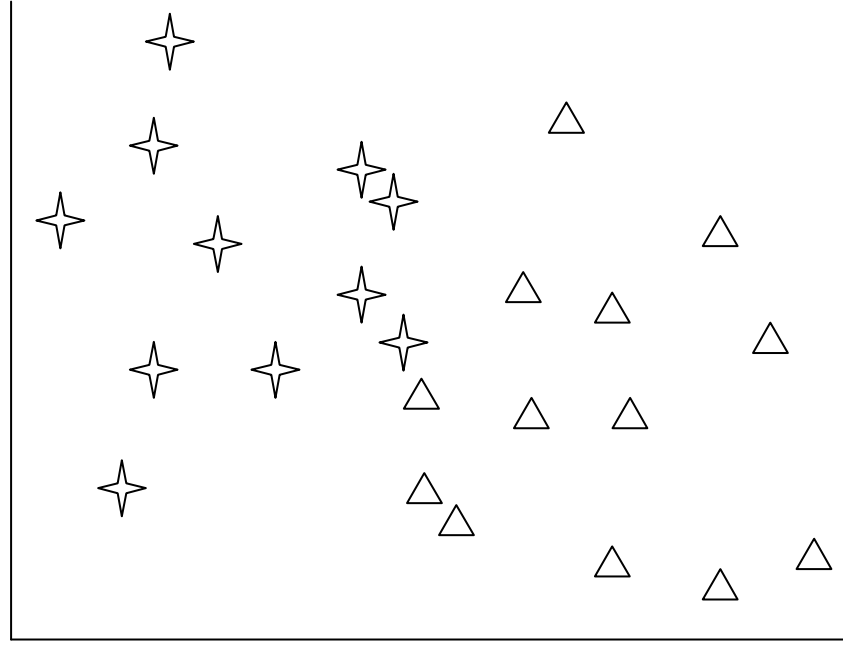
Şekil 3.7: k -EYK ile sınıfı bilinmeyen örneğin sınıf tespiti.

k parametresi 3 olarak belirlendiğinden öncelikle sınıfı bilinmeye örneğe en yakın üç örnek bulunur. Uzaklık ölçütü olarak genellikle Öklid mesafesi kullanılır. Bu üç örneğin çoğu (bu durumda iki ya da üçü) hangi sınıfa dâhilse yeni örnek o sınıfa dâhil edilir.



Şekil 3.8: En yakın üç komşuya olan uzaklığın hesaplanması.

Bu örnekte en yakın üç komşudan ikisi yıldız ile gösterilen sınıfa ait örnekler olduğuna göre sınıfı bilinmeyen örnek de bu sınıfa ait olur.



Şekil 3.9: Sınıfı bilinmeyen örneğin sınıfının belirlenmesi.

Grafiksel olarak k -EYK algoritması yukarıda açıklandığı gibiyken, matematiksel olarak algoritmada her bilinmeyen örnek için önce uzaklıklar hesaplanır. Verinin kaç sınıfa ayrılacağı ya da yeni gelen bir örneğin hangi sınıfa ait olacağı alınan komşu sayısını gösteren k parametresine bağlıdır. k değeri örneklem büyüklüğü olan N değerinden çok küçüktür ve tek sayı olarak seçilir. İki veri noktası, a ve b arasında bir uzaklık ölçütümüz, örneğin $|a - b|$, tanımlı olsun ve her x için

$$d_1(x) \leq d_2(x) \leq \dots \leq d_N(x)$$

biçiminde öğrenme örneklerini x noktasına olan uzaklıklarına göre artan sırada dizelim, öyle ki $d_1(x)$ en yakın örneğe olan uzaklık, $d_2(x)$ ikinci en yakın örneğe uzaklık, vs olsun. x_i örnek verileri gösterdiğinde, $d_1(x) = \min_i |x - x^i|$ olur ve i , en yakın örneğin dizin değeri ise, $i = \arg \min_i |x - x^i|$, $d_2(x) = \min_{j \neq i} |x - x^j|$ olur, vs.

En yakın k komşu olasılık kestiricisini tanımlayalım [101]:

$$\hat{p}(x) = \frac{k}{2Nd_k(x)} \quad (3.16)$$

k -EYK algoritmasında, k değerinin küçük olması durumunda yanlışlık azalır değişim artar, bu da sınıflandırıcının az düzleşmesine neden olur (model karmaşıklığı artar çünkü her örneğe göre öğrenme yapılır); k değerinin büyük olması durumunda ise yanlışlık artar fakat değişim azalır, bu da sınıflandırıcının aşırı düzleşmesine neden olur (model karmaşıklığı azalır çünkü örneklerin ortalamasına ya da birçok örneğe göre öğrenme yapılır) .

Günümüzde k -EYK algoritması veri kümelerinin düzenlenmesinde ve uzaklık hesaplamalarında bir örneğe en yakın k komşunun belirlenmesinde yaygınca kullanılmaktadır. k -EYK algoritmasında komşular arasındaki uzaklık Öklid uzaklığı ile bulunmaktadır. Öklid uzaklığı yerine literatürde de var olan farklı uzaklık ölçütleri kullanılıp veri kümesindeki sınıflar içerisinde daha iyi komşuluklar tanımlanabilir. Uzaklık ölçütleri genel olarak uzaklık ilişkilerinin tanımlanması ve korunmasını sağlayan bir ya da birden fazla fonksiyon öğrenir. Uzaklık ölçütleri bütün girdi kümesi için aynı metriğini kullanır.

Öklid mesafesi dışında kullanılan diğer uzaklık ölçütlerinden biri Mahalanobis mesafesidir [102]. Mahalanobis uzaklığının avantajı Öklid mesafesi gibi sadece iki nokta (x ve y) arasındaki uzaklığı değil, veriden hesaplanan kovaryans (özdeğişim) matrisini (C) hesaba katar. Dolayısıyla diğer noktaların davranışını da hesaba katmış olur. Mahalanobis uzaklığının formülü aşağıda verilmiştir.

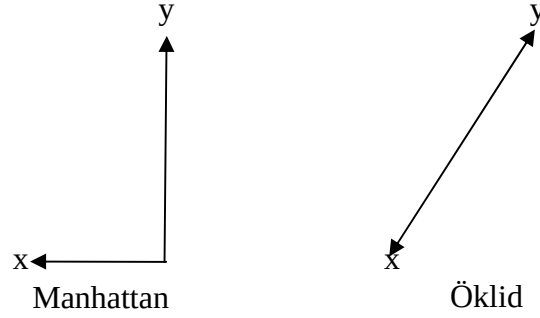
$$d = \sqrt{(x - y)'C^{-1}(x - y)} \quad (3.17)$$

Diğer bir uzaklık ölçütü ise sadece ikili veriye uygun olan Hamming mesafesidir. Bu uzaklıkta sadece iki veride farklı olan bitlerin yüzdesi bulunur [103]. Literatüre farklı uzaklık ölçütleri katan araştırmacılardan biri Hermann Minkowski'dir. Kendi adını verdiği uzaklık ölçütünün birçok farklı versiyonu çeşitli araştırmalarda kullanılmaktadır.

Bunlardan biri olan Manhattan uzaklığı iki veri arasındaki uzaklığı köşeli bir yapı kullanarak hesaplar [104].

$$d = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (3.18)$$

Manhattan uzaklığı ile Öklid uzaklığı arasındaki fark geometrik olarak kabaca Şekil 3.10'daki gibi gösterilebilir.



Şekil 3.10: Manhattan ve Öklid uzaklığı gösterimi.

Ayrıca k -EYK algoritması ile birlikte sıklıkla kullanılan mesafelerden biri de yapı adası (city block) uzaklığıdır. Bu uzaklık bir tür Minkowski uzaklığıdır [105]. Minkowski uzaklığı hem Öklid hem de Manhattan uzaklıklarını hesaba katarak çalışır.

$$d(x_s, x_t) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_s^i - x_t^i|^p} \quad (3.19)$$

Yapı adası uzaklığı için $p = 1$ alınırken $d(x_s, x_t)$ s ve t n boyutlu öznelilik uzayındaki iki örneği göstermektedir.

Kosinüs uzaklığı ise iki örnek arasındaki açının kosinüsünün birden çıkarılması ile bulunur [106]. Bu uzaklık ölçütünde örneklere vektör gibi davranılır.

$$d = 1 - \cos(x, y) \quad (3.20)$$

Korelasyon uzaklığı ise kosinüs uzaklığına benzer olarak iki örnek arasındaki korelasyonun birden çıkarılması ile bulunur [107]. Bu uzaklık ölçütünde de örneklere vektör gibi davranılır.

$$d = 1 - \frac{cov(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.21)$$

Formül 3.21’de σ_x x örneğinin, σ_y y örneğinin standart sapmasını; $cov(x,y)$ x ve y örneklerinin kovaryansını göstermektedir ve aşağıdaki formüllerle hesaplanırlar:

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (3.22)$$

$$cov(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n-1} \quad (3.23)$$

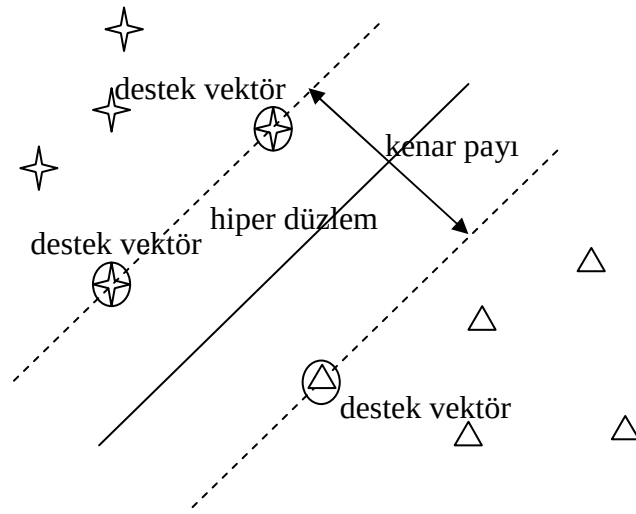
Formül 3.22 ve 3.23’de x ve y değişkenleri, n toplam örnek sayısını, $\bar{x}$ değişkeninin ortalamasını ve $\bar{y}$ ise değişkeninin ortalamasını göstermektedir.

Genel olarak en yakın komşu algoritmaları bu farklı uzaklık ölçütleri ile birlikte yapay öğrenme ve örüntü tanımanın farklı konularında kullanılabilir. Bunun için bir çalışmada k -EYK algoritmasının performansı artırılmaya çalışılmıştır [108]. k -EYK sınıflandırıcısının kullanıldığı ilginç alanlardan biri entropi tahminidir [109]. Bu algoritmanın başka bir ilgi çekici özelliği ise $k = 1$ parametresi ile birlikte bulunan asimptotik hata oranının hiçbir zaman Bayes hata oranının iki katından fazla olmamasıdır [98] [110]. Bu bilgi bir sınıflandırıcının belli bir veri kümesi üzerindeki performansını kabaca öğrenmeye yarayabilir. Fakat bu bilgi belirtildiği üzere kabaca bir fikir verebilir, verinin öznitelik uzayına yeterince yayılmadığı kümelerde bu bilgide yanlışlık oluşabilir [97]. Bu sebeple pratikte genellikle tek bir komşudan fazlası seçilerek yanlışlık ve gürültünün etkilerinin üstesinden gelmeye çalışılır. Ayrıca bu sınıflandırıcı için uzaklık ölçütünü [111] [112] ve olasılık ayarını [113] geliştirmek için de oldukça fazla sayıda araştırma yapılmıştır.

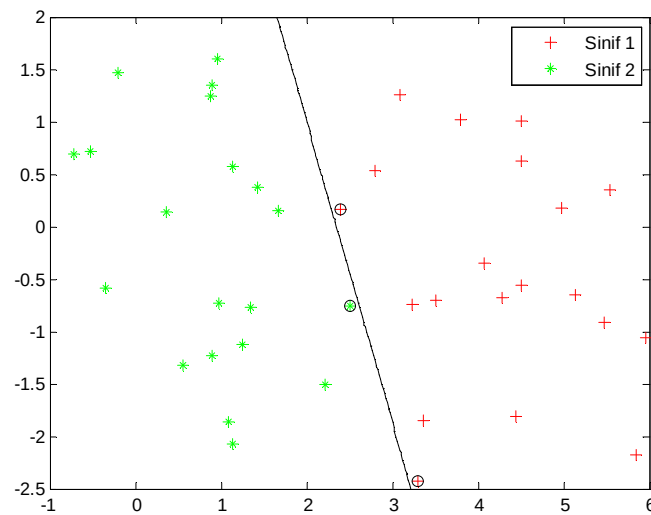
3.4.2. Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri (DVM) Vapnik tarafından popüler hale getirilmiş [114] ve yapay öğrenme çalışan araştırmacılar tarafından oldukça ilgi görmüştür. Kavramsal olarak DVM sınıflandırıcısı iki sınıfı ayıran bir sınırı (hiper düzlem) farklı sınıflara ait örnekler arasındaki mesafe (kenar payı) en fazla olacak şekilde çizmeye çalışır [115]. Böylece henüz sınıfı bilinmeyen örnekler için iyi bir genelleme yapmış olur. Bu sınıra yakın örneklerle destek vektörler denir ve bunlar algoritmaya adını verir. Destek

vektörlerinin sayısı ayrıca modelin karmaşıklığını da gösterir. DVM sınıflandırıcısının içinde çözülen optimizasyon probleminin tek bir sonucu olduğundan bu problemi çözerken yakınsama için yinelemeli bir çözüme gerek duyulmaz [101]. Bu tez kapsamında sınıflandırıcı LIBSVM [116] [117] paketi ile gerçekleştirilmiştir. LIBSVM paketinin kullanımı oldukça kolaydır. Bu paketin kullanımı için algoritmanın temelini oluşturan optimizasyon probleminin çözümünü bilmeye gerek yoktur. Kullanıcı geometrik bir gösterimle paketin nasıl çalıştığını anlayabilir.



Şekil 3.11: Destek vektör makinesi algoritmasının şekilsel gösterimi.



Şekil 3.12: Destek vektör makinesi algoritmasının MATLAB svmTrain() fonksiyonu ile gösterimi.

DVM algoritması birkaç önemli noktaya dikkat edilerek kolayca uygulanabilir [118]. İlk dikkat edilmesi gereken konu tabi ki bahsedilen hiper düzlemlerin en iyi şekilde yerleştirilmesidir. Bu yerleştirme veri kümesindeki tüm örnekler göre değil sadece destek vektör olarak seçilen örnekler göre yapılmalıdır.

Diğer bir önemli nokta ise sınıflandırmanın girdi uzayında değil, öznitelik uzayında yapılmasıdır. Bu durum özellikle eğitim veri örnekleri bir hiper düzlem ile ayrılmadığında önem kazanır. Bu durumda sınıflandırma problemini doğrusal olmayan bir çözümle sonlandırmak gerekebilir. Fakat doğrusal olmayan çözümler daha çok zaman alır. Bu sorunun üstesinden girdi uzayını farklı bir öznitelik uzayına taşıyarak gelinebilir. Bu yeni uzayda probleme doğrusal bir çözüm bulunarak sınıflar ayrılabilir.

Üçüncü önemli nokta ise girdi uzayındaki örneklerin yeni elde edilen öznitelik uzayındaki örnekler eşlenmesidir. Bu bir çekirdek fonksiyonu yardımı ile yapılır. DVM algoritmasında önemli faktörlerden biri çekirdek seçimi iken bir diğeri ise çekirdek genişliği (g) parametresinin doğru şekilde seçilmesidir.

Son olarak dikkat edilmesi gereken konu algoritmanın eğitim veri kümesini aşırı öğrenmesidir. Sınıflandırıcının genelleştirilebilmesi için bu durum engellenmeye çalışılmalıdır. Çeşitli çekirdekler kullanarak örneklerin neredeyse %100 ayrılması bile sağlanabilir fakat bu modelin aşırı karmaşık olmasına neden olur. Aşırı karmaşık bir modeldense örnekleri aşağı yukarı ayıran daha genel bir model daha makbuldür. Dolayısıyla DVM sınıflandırıcısının karmaşıklığını belli bir seviyede tutmak sınıflandırıcının performansını artırır. Bu karmaşıklığı kontrol etmek amaçlı bir ceza parametresi vardır. Buna maaliyet parametresi de (C) denir. C parametresinin aldığı değer arttıkça aşırı öğrenme ortaya çıkar. C parametresinin değeri azaldıkça sınırlar daha da basit hale gelir.

Sonuç olarak DVM algoritmasını bir veri kümesi üzerinde kullanmak için öncelikle üç temel parametre belirlenmelidir: (1) maaliyet (C) parametresi, (2) çekirdek türü, (3) çekirdek genişliği (g). Bu parametrelerin değerleri probleme göre değişir ve genellikle deneysel olarak deneme yanılma yöntemi ile tespit edilir.

3.4.2.1. Çekirdek ve Çekirdek Fonksiyonları

Çekirdek fonksiyonlarının genel amacı veriyi daha yüksek boyutlu bir uzaya eşleyerek verinin daha kolay ayrılmasını sağlayabilmektir. Çekirdek hilesi adı verilen bu işlemin ardında aslında sadece iç çarpıma dayanan matematiksel bir araç vardır. İç çarpım yerine bir çekirdek fonksiyonu yerleştirilerek veri farklı bir uzaya taşınır. Çekirdek fonksiyonlarının sürekli, simetrik ve pozitif tanımlı olması tercih edilir. Böylece optimizasyon problemi yakınsak ve problemin tek bir sonucu olur. Doğru çekirdeği seçmek genelde probleme göre [119] deneysel olarak yapılır fakat otomatik çekirdek seçimi ile ilgili çalışmalarda yapılmıştır [120]. Bu bölümün devamında bazı çekirdek fonksiyonları ve bunların özellikleri anlatılacaktır.

Doğrusal Çekirdek

Bu en basit çekirdektir. $\langle x, y \rangle$ iç çarpımı ve c parametresi ile çalışır.

$$k(x, y) = x^T y + c \quad (3.24)$$

Çokterimli Çekirdek

Durağan olmayan bir çekirdektir. Bu çekirdek kullanılmadan önce tüm veri normalize edilmelidir. Bu çekirdekte α (eğim), c ve d (derece) parametreleri ayarlanır.

$$k(x, y) = (\alpha x^T y + c)^d \quad (3.25)$$

Dairesel Tabanlı İşlev Çekirdeği

Bu çekirdek iki öznelik arasındaki Öklid mesafesi üzerinden çalışır.

$$k(x, y) = \exp \left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (3.26)$$

ya da

$$k(x, y) = \exp (-\gamma \|x - y\|^2) \quad (3.27)$$

formülü ile uygulanabilir. Burada önemli olan formüle göre σ ya da γ parametresini ayarlamaktır. Eğer bu değer çok yüksek olursa çözüm doğrusallıktan çıkabilir. Düşük olursa ise ayırtaç gürültüye aşırı duyarlı olur.

Üssel Çekirdek

Bu da bir dairesel tabanlı işlev çekirdeğidir. Farkı karenin kullanılmamasıdır.

$$k(x, y) = \exp \left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (3.28)$$

Laplas Çekirdeği

Bu çekirdek üssel çekirdeğe benzer fakat σ parametresindeki değişikliklere daha az duyarlıdır.

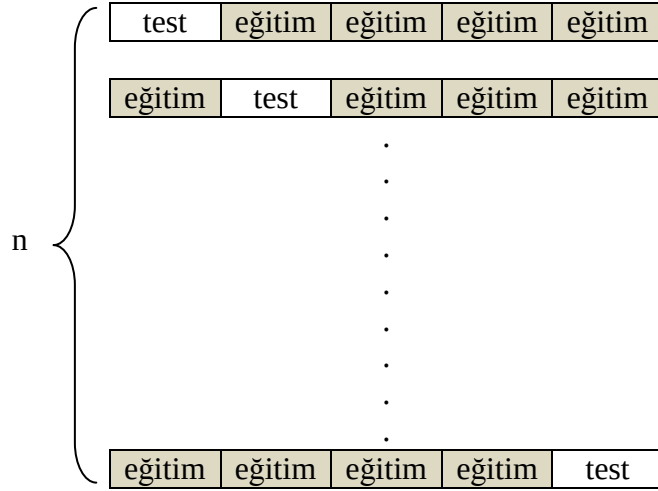
$$k(x, y) = \exp \left(-\frac{\|x-y\|}{\sigma} \right) \quad (3.29)$$

3.5. ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMLERİ

Bir problemin çözümü için tasarlanmış bir model, eğitim kümesindeki örnekler kullanılarak eğitilir. Eğitim kümesi büyüdükçe genelleme hatası azalır. Geçerleme kümesi ise var olan modelin varsayımlarının iyiliğini ölçmek üzere kullanılır. Eğer veri kümesi yeterince büyükse geleneksel yöntemle verinin bir kısmı eğitim kümesi için ayrılır ve bağımsız bir kısmı – genelde geçerleme kümesi olarak adlandırılır – ise karşılaştırma amaçlı kullanılır. Eğer aynı eğitim kümesi kullanılarak birçok kez yineleme yapmak suretiyle model seçilmeye kalkılırsa, genellikle aşırı öğrenme oluşur.

3.5.1. n – Katlı Çapraz Geçerleme Yöntemi

Teoride veriyi belli parçalara ayırarak bir kısmını eğitim için kullanmak önerilse de uygulamada, etiketlenmiş veriler az olduğundan belli bir miktar veriyi sına kümesi için ayırmak eğitim kümesinde yetersiz veri olmasına sebep olur. Bu da öğrenilen modelin yeterince genelleşmemesine sebep olur. Modeli yeterince genelleştirebilmek için eğitim kümesinde ne kadar fazla ve çeşitli örnek olursa o kadar iyi olur. Bunun için, n – katlı çapraz geçerleme yöntemleri kullanılarak sınıfı bilinen veri örnekleri hem eğitim hem de model seçimi için kullanılır. Çapraz geçerlemede m elemanlı S veri kümesi her katmandan n alt eleman olacak şekilde parçalara ayrılır. i . katman $((x_{i1}, y_{i1}), \dots, (x_{im_i}, y_{im_i}))$ şeklinde m_i adet örneğe sahip olur. Daha sonra Şekil 3.13’de görüldüğü gibi her $i \in [1, n]$ katmanı için öğrenme algoritması eğitilir. Ve katmanın her eğitiminde model parametreleri güncellenir.



Şekil 3.13: n – Katlı çapraz geçerleme.

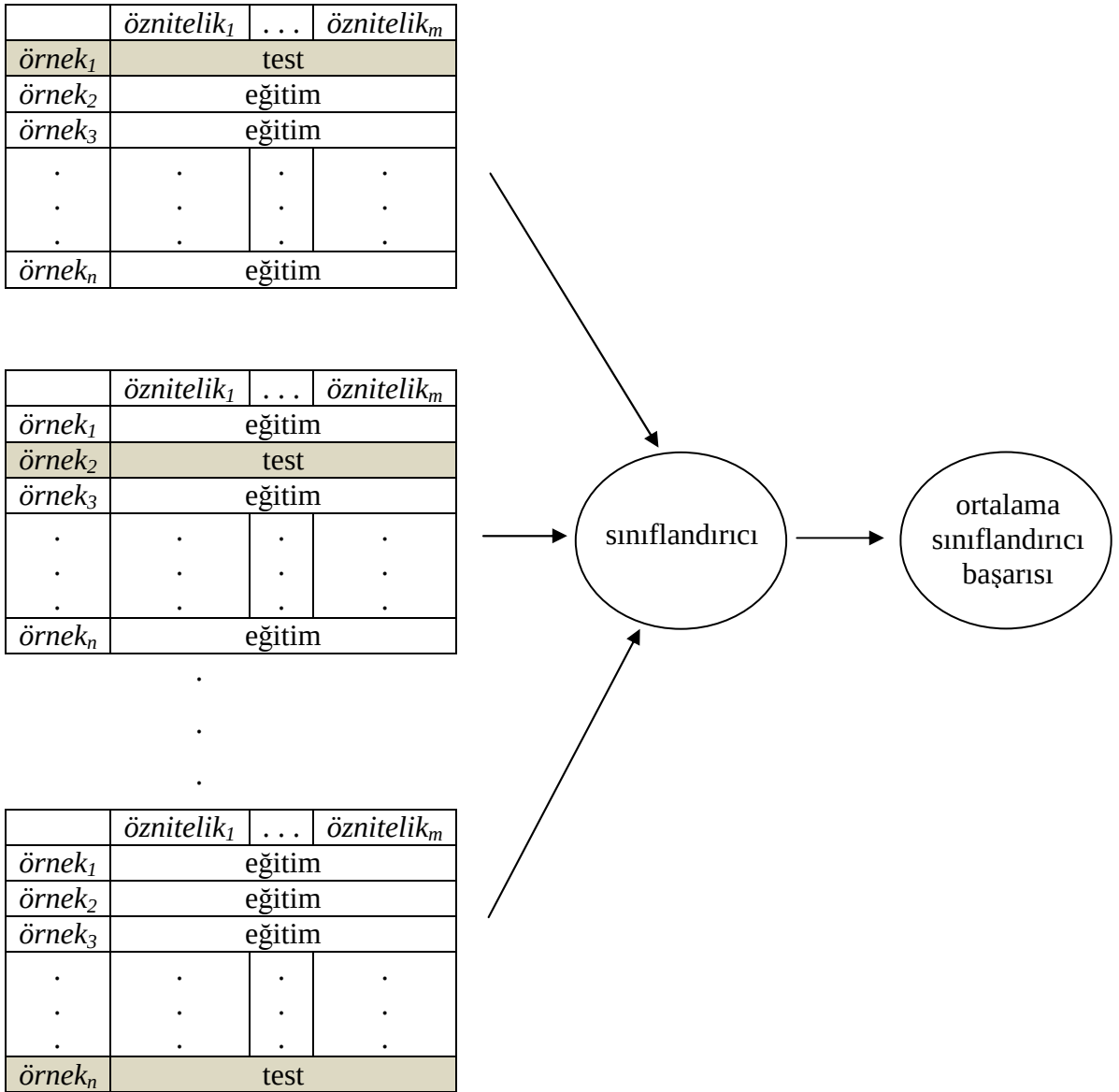
Genellikle her katman eşit sayıda örnek içerir yani her $i \in [1, n]$ katmanı için $m_i = m/n$ olur. n büyükse, her n – katlı çapraz geçerlemede kullanılan eğitim örneği büyüklüğü $m - m/n = m(1 - 1/n)$ olur. Bu da neredeyse m 'ye eşit bir sayıdır. Böylece eğitim kümesi örneklerinin sayısı neredeyse veri kümesindeki toplam örnek sayısına eşit olur. Bu durumda modelin yanlılığı düşük, varyansı yüksek olur. Tersisi durumda yani n daha küçük değerler aldığıda daha farklı eğitim örnekleri ile model eğitilir fakat eğitim örneği sayısı m 'den oldukça az olur. Bu da modelin varyansının düşük, yanlılığının yüksek olmasına sebep olur.

Yapay öğrenme uygulamalarında, n genellikle 5 ya da 10 seçilir. n – katlı çapraz geçerleme ise model seçiminde şöyle kullanılır: etiketlenmiş tüm veri eğitim ve test kümelerine ayrılır. Daha sonra m boyutlu eğitim kümesi ile model eğitilerek hata hesaplanır ve bu işlem n kere tekrar edilerek model parametrelerine karar verilir. Çapraz geçerlemenin en önemli dezavantajı eğitim için yapılan yineleme sayısıdır. Çünkü yineleme sayısı n çarpanı kadar artar. Bu da zaten kendisinin hesaplanması maliyetli olan modellerin iyice maliyetli olmasına sebep olur.

3.5.2. Birini-Dışarıda-Bırakma Çapraz Geçerleme Yöntemi

n – katlı çapraz geçerlemenin özel bir durumu $n = m$ olmasında halinde olur. Buna birini-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemi denir. Bu yöntemde her yinelemede sadece bir örnek eğitim kümesinin dışında bırakılır. Yani her seferinde bir örnek

dışarıda bırakılarak öğrenme kümesi oluşturulur (Şekil 3.14). Dışarıda kalan örnek ise geçerleme için kullanılır. Modelin doğruluğu ise her geçerleme adımında bulunan tahmini sınıfların gerçek sınıflarla karşılaştırılmasıyla bulunur. Genelde, birini-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yönteminin hatasını hesaplamak özellikle veri kümesi büyükse çok maliyetli olur. Çünkü bu yöntemin hatasını hesaplamak için n kere $m - 1$ büyüklüğünde bir veri kümesi üzerinde modelin çalışması gerekir.



Şekil 3.14: Birini-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemi.

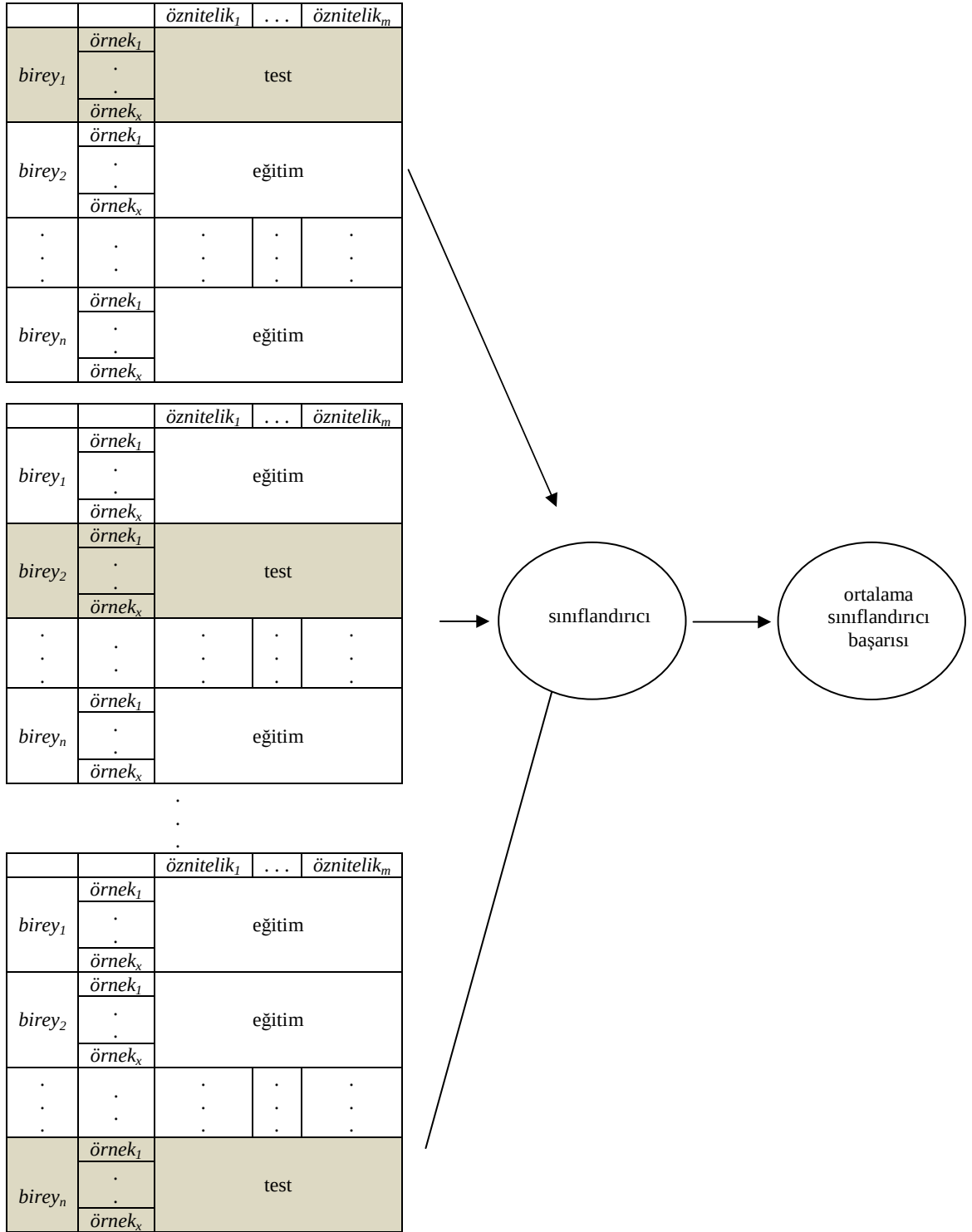
3.5.3. Bir-Bireyi-Dışarıda-Bırakma Çapraz Geçerleme Yöntemi

Özellikle biyomedikal alanında kullanılan veri kümelerinde aynı deneğe ait birden fazla örnek bulunabilir. Bu veri kümelerinde, eğer deneğin bütün örnekleri sınıflandırma için kullanılacaksa, birini-dışarıda-bırakma yerine bir-bireyi-dışarıda-bırakma geçerleme metodu kullanılmalıdır. Bu metotta her adımda farklı bir bireye ait tüm örnekler geçerleme için ayrılır, böylece öğrenme kümesinde bu bireye ait hiç örnek bulunmaz ve seçili bireyin hiçbir kaydının olmadığı öğrenme kümesiyle oluşturulacak modelde yanlışlık ortadan kaldırılmış olur.

Bu çalışmada da olduğu gibi girişimsel (invasiv) olmayan bir Parkinson hastalığı teşhis sistemi için toplanan veriler genelde bir bireye ait birden fazla ses kaydı içerir. Geleneksel rastgele örnekleme (bootstrapping) ve birini-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemlerinin kullanımı kestirimci modellerin yanlış olması ile sonuçlanır. Çünkü bu yöntemler kullanıldığında verinin bir kısmı eğitim bir kısmı ise test kümesi için ayrılır. Her kümede aynı kişiye ait örnekler olabilir ve eğitim – test kümeleri arasında yapay bir örtüşme olur. Önerilen bir-bireyi-dışarıda-bırakma (BBDB) çapraz geçerleme yönteminde ise bir kişinin tüm kayıtları geçerleme için ayrılır ve diğer kayıtlar modelin eğitimi için kullanılır. BBDB çapraz geçerleme yönteminde geçerleme için kullanılacak kayıtlar çoğunluk seçimi ya da doğruluk oranlarına göre etiketlenir. Çoğunluk seçiminde, bir bireye ait kayıtların çoğu Parkinson hastası olarak sınıflandırılmışsa kişi hasta değilse sağlıklı olarak sınıflandırılır. Doğruluk oranında ise her kaydın sınıflandırma başarısının doğruluk ortalaması alınır. Bu yöntemin şekilsel gösterimi Şekil 3.15'te verilmiştir.

3.5.4. Özetlenmiş Birini Dışarıda Bırakma Çapraz Geçerleme Yöntemi

BBDB çapraz geçerleme yönteminin başarısı yanlış olmayan bir birini dışarıda bırakma çapraz geçerleme yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Önerilen bu Özetlenmiş-Birini-Dışarıda-Bırakma (ö-BDB) çapraz geçerleme yönteminde 26 ses örneğinin öznelilik değerleri ortalama, medyan, kırılmış ortalama (%10 ve %25 ayrılarak), standart sapma, kartil aralığı, ortalama mutlak sapma gibi merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri kullanarak özetlenmiştir (Şekil 3.16) . Ve denek sayısı (N) kadar örnek içeren yeni bir veri kümesi oluşturulmuştur.



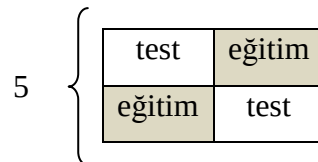
Şekil 3.15: Bir-bireyi-dışarıda-bırakma çapraz geçерleme yöntemi.

Her deneğin kayıtları tek bir örneğe indirildiğinden, bu veri kümesinin örnekleri ölçütlerin hepsi ya da ikişerli grupları tarafından temsil edilerek ve BDB çapraz geçerleme yöntemi kullanılarak sınıflandırıcılara beslenmiştir. Tüm ölçütler kullanılarak hazırlanan 6'lı gruplarda ölçütlerde küçük birkaç farklılık vardır, 2'li gruplar ise bir merkezi eğilim bir de dağılım ölçütünden oluşmaktadır. Bu yöntemle verinin örnek sayısı azalırken, öznelilik sayısı artmaktadır.

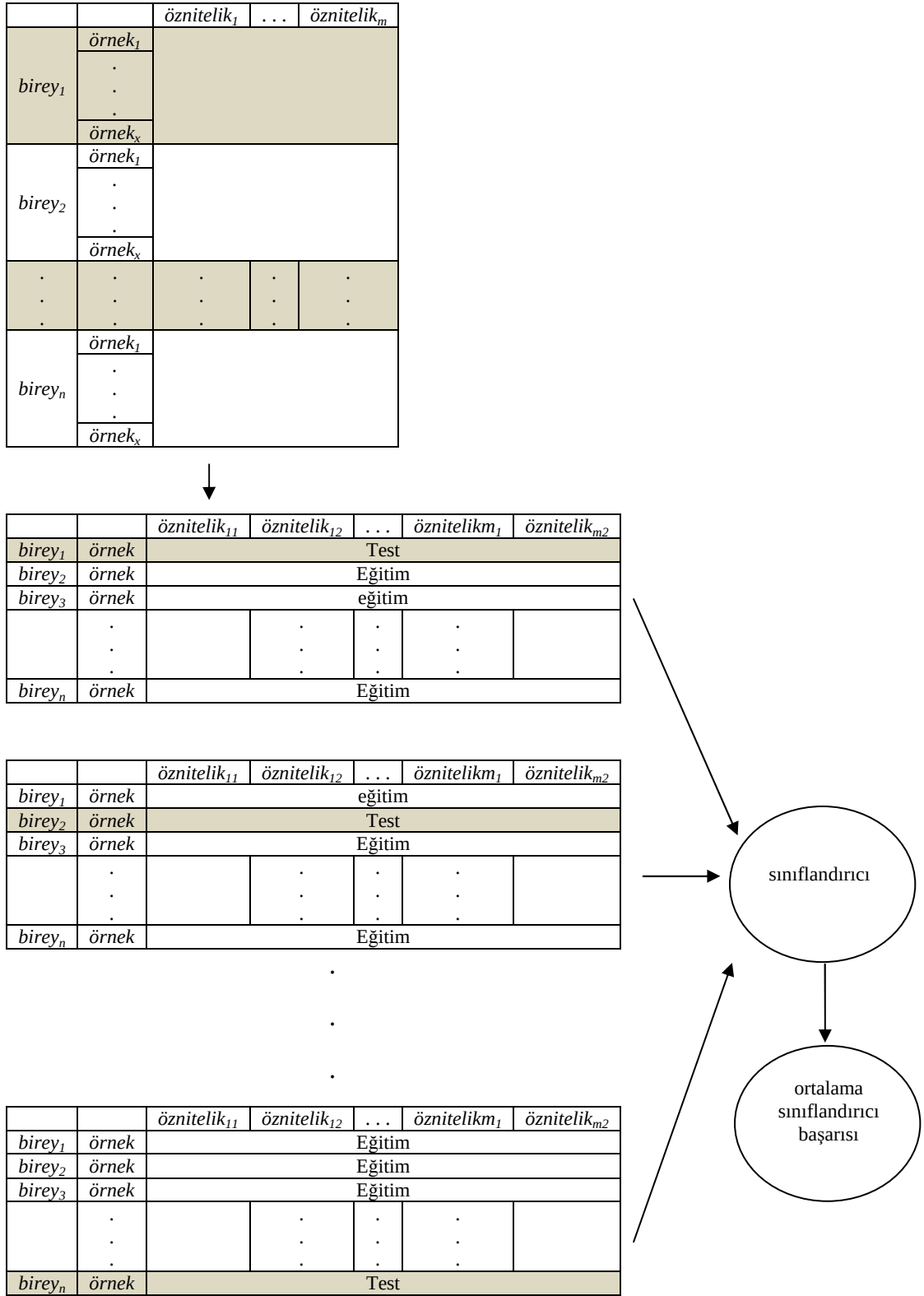
Ses örneklerini özetlemenin amacı bir deneğe ait ses örneklerindeki değişimin etkisini azaltmaktır. Bu değişimlerin sebebi Parkinson hastası bir deneğe ait tüm ses örneklerinin disfoni belirtisi taşımasıdır. Nitekim Parkinson hastası bir deneğe ait tüm örnekleri pozitif olarak etiketlemek ve bu örnekleri sınıflandırıcıya vererek bir model öğrenmek, kestirimci modeli yanlış yönlendirmeye sebep olacaktır. Bu sebeple bir-bireyi-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemi yerine bu tez kapsamında özetlenmiş-birini-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yöntemi önerilmiştir.

3.5.6. 5 x 2 Çapraz Geçerleme Yöntemi

Dietterich [121] tarafından önerilen 5x2 çapraz geçerleme de ise veri kümesi rastgele iki parçaya ayrılır $X_1^{(1)}$ ve $X_1^{(2)}$, bu parçalardan önce $X_1^{(1)}$ öğrenme kümesi $X_1^{(2)}$ geçerleme kümesi, sonra $X_1^{(2)}$ öğrenme kümesi $X_1^{(1)}$ geçerleme kümesi olarak kullanılır. Daha sonra bu parçalar birleştirilir ve veri kümesi tekrar rastgele iki parçaya bölünür. Her bir parça yine iki adımda sırasıyla öğrenme ve geçerleme kümesi olarak kullanılır. Bu işlem beş kere tekrar edilir. İstenirse aynı işlem beş kereden fazla da yapılabilir fakat Dietterich beşten fazla yapıldığında kümelerin fazla örtüşmeye başlamasından dolayı hesaplanan istatistiklerin (hataların) bağımlılaşacağını ve ek bilgi getirmediğini söyler [101] [121]. Aslında bu durum beş tekrar için geçerli olsa da beşten az tekrar yapıldığında da sınama verisi sayısı azalır.



Şekil 3.16: 5 x 2 çapraz geçerleme.



Şekil 3.17: Özetlenmiş birini dışarıda bırakma çapraz geçerleme yöntemi.

3.6. MERKEZİ EĞİLİM VE DAĞILIM ÖLÇÜTLERİ

3.6.1. Merkezi Eğilim Ölçütleri

Merkezi eğilim ölçütleri bir verinin genel özelliklerini belirlemeye yarar. Bu ölçütlerin amacı analiz yapan kişiye bir örnek kümesinde veri merkezinin aşağı yukarı nerede olduğunu gösteren sayısal bir bilgi vermektir. Bu bölümdeki formüllerde x tüm örnek kümesini, x_i i . örneği, n ise toplam örnek sayısını göstermektedir.

3.6.1.1. Ortalama

Basitçe, aritmetik averaj olarak nitelendirilen ortalama merkezi eğilim ölçütlerinin en sık kullanılanıdır. Örnek kümesindeki değerlerin toplamlarının örnek sayısına bölünmesi ile bulunur. Ortalama genel olarak bir örnek kümesinin denge noktasını gösterir. Bütün örnekler kullanılarak hesaplandığından en duyarlı ortalama çeşididir.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.29)$$

3.6.1.2. Medyan

Medyan kullanımının amacı bir örneğin merkezi eğilimini uç ve aykırı gözlem değerlerinden etkilenmeden göstermektir. Medyan değeri örnekler büyükten küçüğe ya da küçükten büyüğe sıralandığında ortadaki örneğin değerine eşittir. Diğer ölçütlere göre hassaslığı daha düşüktür. Fakat uç ya da aykırı örnekler olduğunda ortalamaya iyi bir alternatif olabilir.

$$M_e = \begin{cases} n \text{ tek ise } x_{(n+1)/2} \\ n \text{ çift ise } \frac{1}{2}(x_{(n/2)} + x_{(n/2)+1}) \end{cases} \quad (3.30)$$

3.6.1.3. Kırpılmış Ortalama

Örnek kümesindeki en yüksek ve en düşük değerlerin belli bir oranda çıkarılmasının ardından aritmetik ortalama ile aynı şekilde bulunan ortalama değildir. Kırpılmış ortalama kullanılmasının amacı uç ve aykırı gözlem değerlerinin etkisini düşürmektir. Kırpılmış ortalama, örnek kümesinin üst ve alt sınırından belli bir yüzdesinin atılması ile bulunan ortalama şeklinde de tanımlanabilir. Genellikle çıkarılan kısım verinin %5 ile %25 arasında değişir. Bu ortalama türü, eğer örnek kümesi simetrik değilse örnek kümesinin daha büyük bir kısmına baktığından medyandan daha açıklayıcıdır fakat genel olarak ortalama ya da medyandan daha iyi bir tahmin yaptığı söylenemez.

3.6.2. Dağılım Ölçütleri

Örnek dağılımının veri analizinde önemli bir rolü vardır. Tek başına merkezi eğilim ölçütleri örnek kümesini tamamen ya da yeterli miktarda açıklayamaz çünkü veri örnek kümesi aynı merkezi eğilim ölçütüne (ortalama ya da medyan gibi) sahip olsa bile tek tek veri kümesi içerisindeki gözlem değerleri incelendiğinde bu değerlerin oldukça farklı olduğu görünebilir. Boyutu gayet küçük örnek kümelerinde bile bir yöntemin başarısı örnek kümesinin dağılımına göre değişkenlik gösterebilir. Merkezi eğilim ölçütleri ile bir veri dağılımının merkezi belirlenirken; dağılım ölçütleri ile verinin değişkenliği veya yayılma düzeyi tespit edilir. Başka bir deyişle bir veri kümesinin, belli bir merkez etrafında toplanma yoğunluğu, dağılım ölçütleriyle saptanır.

3.6.2.1. Standart Sapma

Standart sapma, her örneğin örnek kümesinin ortalamasından farkının karelerinin toplamının örnek kümesi sayısının bir eksiğine bölümünün kareköküdür. Ayrıca en sık kullanılan dağılım ölçütlerinin de başında gelir. Örneklerin ortaya uzaklığını yani ortalama etrafında ne kadar saçıldığını gösterir. Bir veri kümesindeki örneklerin çoğunluğu ortalamaya standart sapma eklenerek ve çıkarılarak oluşturulan aralığın içinde kalır. Yani ortalama ve standart sapma bulunarak veri kümesinin çoğunun bulunduğu aralık tanımlanabilir.

$$s_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (3.31)$$

3.6.2.2. Kartil Aralığı

İstatistikte bir örnek kümesindeki en büyük ve en küçük değer arasındaki farka aralık denir.

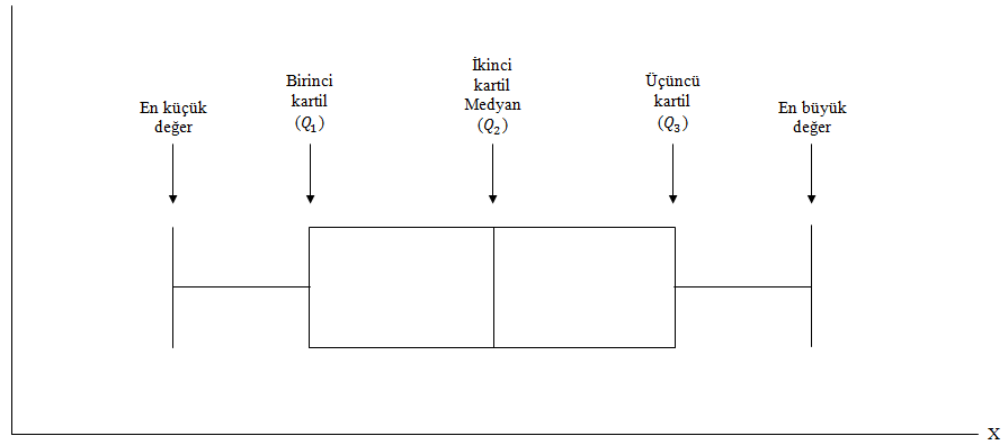
$$R = x_{max} - x_{min} \quad (3.32)$$

Örnek kümesini dört eşit parçaya ayıran üç değere ise kartil denir. Birinci kartilin (Q_1) değerinden örnek kümesinin %25'i küçük %75'i ise büyüktür. İkinci kartilin (Q_2) değeri ise medyana denk gelir. Üçüncü kartil (Q_3) değeri ise örnek kümesi %75'i kendisinden küçük %25'i ise kendisinden büyük olacak şekilde ayırır. Başka bir deyişle, Q_1 veri kümesini baştan %25, sondan %75; Q_2 baştan %50, sondan %50; Q_3 baştan %75, sondan %25 oranında iki kısma ayıran değerdir.

Veri aralığı, veri setindeki çok büyük ve çok küçük verilerde etkilenir. Bu nedenle, dağılım hakkında doğru bir bilgi sağlamayabilir. Uç veriler elendikten sonra, aralık hesaplanması bir çare olarak düşünülebilir. Bunun için kartil aralığı kullanılır. Kartil aralığı ise örnek kümesinin ortasındaki %50'lik kısmın saçılımını ölçer. Yani, kartil aralığı üçüncü kartil (ya da %75'lik yüzdelik) (Q_3) ile birinci kartil (ya da %25'lik yüzdelik) (Q_1) arasındaki farkı gösterir.

$$IQR = Q_3 - Q_1 \quad (3.33)$$

Bir örnek kümesinin özelliklerini göstermek için kullanılan en popüler gösterimlerden biri kutu (Box and Whisker) grafiğidir. Bu grafik kartil aralığı ve medyanı da net bir şekilde açıklar. Şekil 3.18'de görüldüğü üzere grafiğin kutu kısmı kartilleri temsil ederken çizgiler ise aşırı gözlem değerlerini gösterir. Kartil aralığı kullanmanın amacı aşırı gözlem değerlerinin verinin açıklanmasını yanlış yönlendirmesinin önlenmesidir.



Şekil 3.18: Kutu (Box and Whisker) grafiği.

3.6.2.3. Ortalama Mutlak Sapma

Bir veri kümesindeki her bir örneğin bu veri kümesinin ortalamasına olan uzaklıklarının ortalamasıdır. Dolayısıyla veri kümesindeki örneklerin tümüne bağlı olarak hesaplanır. Sık kullanılan bir dağılım ölçütü olmamasına rağmen bazı veri kümelerinde örneklerin birbirlerine ve veri kümesinin merkezine olan uzaklığını göstermek açısından önemlidir.

$$OMS = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|}{n} \quad (3.34)$$

3.7. DEĞERLENDİRME ÖLÇÜTLERİ

Gerçek hayattan bir sınıflandırma probleminde elimizde sınıfları belli bir eğitim kümesi ve sınıfları belli olmayan bir test kümesi bulunur. Amaç sınıfları belli olan örneklerden yararlanarak belli olmayanlara bir sınıf atayabilmektir. Elimizdeki veri kümesinde sınıfı belli olmayan örnekler yoksa bu durumda sınıfı belli örnekler eğitim ve test kümeleri için ayrılır. Bu ayırma önemli olan test örneklerinin eğitim örneklerine karışmamasını sağlayarak yanlış bir model oluşumunu engellemektir. Bir sınıflandırıcının başarısını ölçmek için farklı birçok yöntem kullanılabilir. İkili sınıflandırmada kullanılan değerlendirme ölçütlerinin temelinde pozitif ve negatif sınıflara ait örneklerin ne kadarının doğru ya da yanlış sınıflandırıldığı yatmaktadır. Tüm bu ölçütlerin değerleri doğru ya da yanlış sınıflandırılan pozitif ve negatif sınıflara ait örnekler sayıları ile hesaplanır. Pozitif sınıfa ait bir örnek sınıflandırıcı tarafından da pozitif olarak etiketlendirildiyse bu örneğe doğru artı (DA), negatif olarak etiketlendirildiyse yanlış artı (YA) denir. Aynı şekilde negatif sınıfa ait bir örnek sınıflandırıcı tarafından da negatif olarak etiketlendirildiyse bu örneğe doğru eksi (DE), pozitif olarak etiketlendirildiyse yanlış eksi (YE) denir.

Tablo 3.2: Sınıflandırıcının tahmini ve gerçek duruma göre DA, YA, DE ve YE sayıları matrisi.

		Gerçek Durum	
		(+)	(-)
Sınıflandırıcının Tahmini	(+)	DA	YA
	(-)	YE	DE

Yukarıda, Tablo 3.2’de bu değerler bir hata matrisi içinde verilmiştir. Bu tablodaki değerler tamsayıdır ve bunların toplamı veri kümesindeki örnek sayısını verir. Bu tablodan elde edilebilecek en önemli değerlendirme ölçütleri doğruluk, duyarlılık ve özgüllüktür.

3.7.1. Doğruluk

Herhangi bir ikili sınıflandırma sonucunda elde edilen doğru sınıflandırılmış örneklerin tüm örneklere oranıdır. Doğruluk değerlendirme ölçütü farklı sınıflardan örneklerin yanlış sınıflandırılması sonucunda eşit hatalı sınıflandırma maliyeti olduğunu varsayar. Bu tez için toplanan veri kümesi üzerinde bu ölçüt Parkinson hastası ve sağlıklı

deneklerin sayısının ne kadarının doğru tahmin edilebildiğini göstermektedir. Doğruluk değerlendirme ölçütünün formülü aşağıda verilmiştir:

$$\text{doğruluk} = \frac{DA+DE}{DA+YA+DE+YE} \quad (3.35)$$

3.7.2. Duyarlılık

Doğru sınıflandırılmış pozitif örneklerin istatistiksel gösterimidir. Bu tez için toplanan veri kümesi üzerinde bu ölçüt Parkinson hastalarının ne kadarının doğru tahmin edilebildiğini göstermektedir. Bu tür verilerde sınıflandırıcı başarısının sadece doğruluk ile ölçülmesi yeterli olmaz çünkü bu tür tıbbi karar destek sistemlerinde genel olarak sınıflandırmanın doğru yapılıp yapılmadığının yanı sıra hasta olan bireylerin tahmin edilebilmesi de büyük önem taşımaktadır.

$$\text{duyarlılık} = \frac{DA}{DA+YE} \quad (3.36)$$

3.7.3. Özgüllük

Doğru sınıflandırılmış negatif örneklerin istatistiksel gösterimidir. Yine bu tez için toplanan veri kümesi üzerinde bu ölçüt sağlıklı deneklerin ne kadarının doğru tahmin edilebildiğini göstermektedir. Hasta olan bireylerin tahmin edilebilmesinin yanında sağlıklı bireylerin de doğru tahmin edilebilme oranı bu ölçütle verilmiştir.

$$\text{özüllük} = \frac{DE}{DE+YA} \quad (3.37)$$

3.7.4. Matthews Korelasyon Katsayısı

Ayrıca her sınıflandırma işlemi sonunda doğru artı (DA), doğru eksi (DE), yanlış artı (YA) ve yanlış eksi (YE) sayıları; ve bunları kullanarak Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK) değeri hesaplanmıştır.

Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK) ise yapay öğrenmede ikili sınıflandırmanın kalitesini gösteren bir ölçüttür. Sınıf yoğunlukları oldukça farklı olsa bile MKK kararlı bir şekilde sınıflandırma başarısını gösterir. MKK tahmin edilen ve görülen ikili sınıflandırmalar arasındaki korelasyonu gösteren bir katsayıdır ve -1 ile +1 arasında bir değer alır.

$$MKK = \frac{DA \times DE - YA \times YE}{\sqrt{(DA + YA)(DA + YE)(DE + YA)(DE + YE)}} \quad (3.38)$$

Bu katsayı sınıflandırıcı tüm tahminleri doğru yaptığında +1, tahminler tamamen yanlış olduğunda ise -1 değerini alır. Katsayının değeri 0 olduğunda ise sınıflandırma başarısının rasgele bir tahminle aşağı yukarı aynı olduğu söylenebilir. MKK, sınıflardaki örnek sayıları oldukça farklı olsa bile kullanılabilir dengeli bir ölçüttür. Sınama veri kümesinde her bir sınıftan eşit sayıda örnek olsa bile doğruluk ölçütü tek başına yeterli olmamaktadır. Örneğin sınıflandırıcı tüm örneklerle bir ya da sıfır dediğinde doğruluk ölçütü %50 civarında çıkacaktır fakat MKK sayısı sıfıra yakın olacaktır bu da sınıflandırıcının rasgele tahminlerde bulunduğunu kanıtlar nitelikte bir bilgidir. Doğruluk ölçütü sınıflara ait örnek sayıları arasındaki fark arttıkça iyice hatalı bir ölçü haline gelebilir. Çünkü sınıflandırıcının birçok ya da tüm tahminlerini sayıca fazla olan sınıftan yapması durumunda, sınıflandırıcı neredeyse hiçbir şey öğrenmediği halde doğruluk oranı bir hayli yüksek çıkar. Bu sınıflandırıcının başarılı yani doğruluğunun yüksek olduğunu göstermesine rağmen aslında sınıflandırıcının başarısı oldukça düşüktür.

3.8. SONUÇLARIN İSTATİSTİKSEL ANLAMLILIĞI

Sınıflandırma algoritmaları ile kullanılan çapraz geçerleme yöntemlerinin doğruluğunun istatistiksel anlamlılık açısından farkı tespit edilmeye çalışılmıştır. Bunun için McNemar Testi kullanılmıştır.

3.8.1. McNemar Testi

Bu test ikili sınıflandırmada kullanılan iki algoritmanın aynı hata oranına sahip olup olmadığına bakar. Hata oranını hesaplamak için algoritmaların yaptığı doğru ve yanlış sınıflandırma sayıları tespit edilir. Bu değerlerle 2x2'lik bir kontenjans tablosu oluşturulur.

Tablo 3.3: McNemar testi kontenjans tablosu.

Kontenjans Tablosu	
e_{00} : iki sınıflandırıcı tarafından da yanlış sınıflandırılan örnek sayısı	e_{01} : birinci sınıflandırıcı tarafından yanlış, ikinci sınıflandırıcı tarafından doğru sınıflandırılan örnek sayısı
e_{10} : ikinci sınıflandırıcı tarafından yanlış, birinci sınıflandırıcı tarafından doğru sınıflandırılan örnek sayısı	e_{11} : iki sınıflandırıcı tarafından da doğru sınıflandırılan örnek sayısı

Ve bu değerler kullanılarak serbestlik derecesi 1 olan bir Ki-Kare istatistiği aşağıdaki Formül 3.39'a göre hesaplanır.

$$\frac{(|e_{01}-e_{10}|-1)^2}{e_{01}-e_{10}} \sim X_1^2 \quad (3.39)$$

Eğer X_1^2 değeri $X_{\alpha,1}^2$ değerinden küçükse, iki algoritma α anlamlılık düzeyinde aynı hata oranına sahip olduğu söylenir. Bu çalışmada $\alpha = 0,05$ ve $X_{0,05,1}^2 = 3.84$ alınmıştır.

4. BULGULAR

Bu tez kapsamında yapılan çalışmada amaç deneklerden toplanan ses örneklerinden bilgiler çıkarıp disfoniye tespit ederek, Parkinson hastalarını sağlıklı deneklerden ayırmaktır. Bu amaçla, farklı ses örneklerinden öznitelikler çıkartılmış ve bu özniteliklerin farklı temsilleri elde edilmiştir. Bunlar farklı sınıflandırıcılara çeşitli çapraz geçişleme yöntemleri kullanarak beslenmiş ve sistemlerin Parkinson hastalığının teşhisindeki başarıları farklı ölçütlerle değerlendirilmiştir.

4.1. BİRİNİ-DIŞARIDA-BIRAKMA ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRMA

Çalışma kapsamında ilk aşamada 20 tanesi Parkinson hastası olmak üzere toplam 40 kişiden ses kayıtları alınmıştır. Her bir denekten alınan 26 farklı ses örneğinden zaman-frekans tabanlı öznitelikler çıkarılmıştır. Çıkarılan öznitelikler, ortalamaları sıfır ve standart sapmaları bir olacak şekilde normalize edildikten sonra, k -En Yakın Komşu (k -EYK) ve Destek Vektör Makineleri (DVM) sınıflandırıcılarına beslenerek sistemlerin Parkinson teşhisi için doğruluk, duyarlılık ve özgüllükleri ölçülmüştür. her deneğe ait sadece bir ses örneği üzerinde birini-dışarıda-bırakma sınaama metodu kullanılarak eğitilen sınıflandırıcıların Parkinson hastalarıyla kontrol deneklerini ayırma başarıları ölçülmüştür.

Bu tip aynı deneğe ait birden fazla örneğin bulunduğu veri kümelerinde, eğer deneğin bütün örneklemeleri sınıflandırma için kullanılacaksa, birini dışarıda bırakma yerine bir-bireyi dışarıda bırakma sınaama metodu kullanılmalıdır [27]. Ancak bu aşamada, yapılan bütün deneylerde deneklerden alınan ses örneklerinden yalnızca birisi kullanıldığı için, birini-dışarıda-bırakma ve bir-bireyi-dışarıda-bırakma sınaama metotları aynı anlama gelmektedir. k -EYK sınıflandırıcısı için aykırı değerlerin etkisinin azaltılması amacıyla uzaklık metriği olarak Manhattan mesafesi kullanılmış ve k parametresinin değeri 3 olarak belirlenmiştir. DVM için LIBSVM [116] gerçekleştirmesi kullanılmış, çekirdek tipi doğrusal ve çekirdeğe ait maliyet değeri 10 olarak seçilmiştir.

Tablo 4.1: Ses örneklerinin her birinin farklı sınıflandırıcılara beslenmesiyle elde edilen doğruluk, duyarlılık ve özgüllük sonuçları ve ortalamaları (yüzde cinsinden).

Ses Örneği	k-en yakın komşu			destek vektör makineleri			Ortalama		
	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük
aaa.....	56,10	61,90	50,00	60,18	66,67	55,00	58,14	64,29	52,50
ooo.....	51,22	57,14	45,00	53,66	52,38	55,00	52,44	54,76	50,00
uuu.....	46,34	52,38	40,00	60,98	66,67	55,00	53,66	59,53	47,50
1	58,54	61,90	55,00	48,78	52,38	45,00	53,66	57,14	50,00
2	73,17	61,90	85,00	53,66	42,86	65,00	63,42	52,38	75,00
3	51,22	61,90	40,00	60,98	61,90	60,00	56,10	61,90	50,00
4	60,98	57,14	65,00	75,61	76,19	75,00	68,30	66,67	70,00
5	53,66	61,90	45,00	65,85	66,67	65,00	59,76	64,29	55,00
6	46,34	61,90	30,00	48,78	47,62	50,00	47,56	54,76	40,00
7	68,29	80,95	55,00	68,29	71,43	65,00	68,29	76,19	60,00
8	48,78	57,14	40,00	60,98	61,90	60,00	54,88	59,52	50,00
9	48,78	47,62	50,00	51,22	61,90	40,00	50,00	54,76	45,00
10	48,78	42,86	55,00	39,02	33,33	45,00	43,90	38,10	50,00
cümle 1	41,46	57,14	25,00	41,46	47,62	35,00	41,46	52,38	30,00
cümle 2	53,66	61,90	45,00	60,98	66,67	55,00	57,32	64,29	50,00
cümle 3	41,46	47,62	35,00	48,78	47,62	50,00	45,12	47,62	42,50
cümle 4	78,05	76,19	80,00	60,98	66,67	55,00	69,52	71,43	67,50
kitap	53,66	57,14	50,00	65,85	57,14	75,00	59,76	57,14	62,50
gülme	56,10	42,86	70,00	36,59	33,33	40,00	46,35	38,10	55,00
korkma	41,46	38,10	45,00	51,22	47,62	55,00	46,34	42,86	50,00
perde	56,10	52,38	60,00	41,46	42,86	40,00	48,78	47,62	50,00
şarkı	43,90	47,62	40,00	36,59	42,86	30,00	40,25	45,24	35,00
saksı	46,34	47,62	45,00	43,90	33,33	55,00	45,12	40,48	50,00
yemek	34,15	42,86	25,00	48,78	52,38	45,00	41,47	47,62	35,00
tente	70,73	80,95	60,00	68,29	76,19	60,00	69,51	78,57	60,00
dolmuş	58,54	66,67	50,00	60,98	66,67	55,00	59,76	66,67	52,50

Hastalar ve kontrol deneklerinden toplanan her bir ses örneğinin *k*-EYK ve DVM sınıflandırıcılarına beslenmesiyle elde edilen doğruluk, duyarlılık ve özgüllük sonuçları Tablo 4.1’de gösterilmiştir. Veri setimiz ‘sağlıklı’ ve ‘hasta’ denek sayıları açısından dengeli bir veri seti olduğundan, sınıflandırıcıların duyarlılık ve özgüllüklerin dengeli olması istenmektedir. *k*-EYK sınıflandırıcısı ile en yüksek doğruluk, %78,05 ile 4. cümle olan ‘topu tut, saati kur’ın özneliliklerinin kullanılmasıyla elde edilmiştir. Sınıflandırıcının duyarlılığı %76,19, özgüllüğü ise %80’dir. Bu sonuçlar, 4. cümlelerin

özniteliklerini girdi olarak kullanan k -EYK sınıflandırıcısının, hasta ve kontrol deneklerini dengeli bir şekilde doğru sınıflandırdığını göstermiştir.

DVM sınıflandırıcısında en yüksek doğruluk %75,61 ile ‘dört’ kelimesinden çıkan özniteliklerin kullanılmasıyla elde edilmiştir. DVM ile en yüksek duyarlılık ve özgüllük değerleri genel doğrulukta olduğu gibi sırasıyla %76,19 ve %75 ile ‘dört’ kelimesinin özniteliklerinin kullanılmasıyla yakalanmıştır.

Kullanılan iki sınıflandırıcının doğruluk, duyarlılık ve özgüllük ortalamaları yine Tablo 4.1’de gösterilmiştir. En yüksek doğruluk ortalaması %69,52 ‘topu tut, saati kur’ cümlesinin (cümle 4) öznitelikleri ile elde edilmiştir. Ortalama %78,57 duyarlılık değerine sahip ‘tente’ kelimesi her bir sınıflandırıcı için en yüksek duyarlılık oranını vermiştir, dolayısıyla elde edilen sonuçlara göre hasta denekleri sınıflandırmada en başarılı ses örneğidir. Bununla birlikte ‘tente’ kelimesi %69,51 ile ikinci en yüksek doğruluğa sahiptir.

4.2. BİR BİREYİ DIŞARIDA BIRAKMA ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRMA

Özniteliklerin tamamının sınıflandırıcılara verildiği denemelerden birinde bir-bireyi-dışarıda bırakma çapraz geçerleme yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem bir bireyin tüm verileri sınama için dışarıda bırakılıp diğer bireylerin verileri öğrenme kümesi içinde kullanılarak uygulanmıştır.

k -EYK sınıflandırıcısı için uzaklık metriği olarak Euclid mesafesi kullanılmış ve k parametresinin 1, 3, 5, 7 değerleri için denemeler yapılmıştır. DVM için LIBSVM [116] gerçekleştirmesi kullanılmış, doğrusal ve dairesel tabanlı işlev (DTİ) çekirdek tipleri çekirdeğe ait maliyet değeri 10, çekirdek genişliği 0.005 olacak şekilde seçilmiştir.

Tablo 4.2: Bir bireyi dışarıda bırakma sınama yöntemi ve k -EYK algoritması kullanılarak elde edilen doğruluk, Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK), duyarlılık ve özgüllük sonuçları.

k	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
1	53,37	0,0675	49,62	57,12
3	54,04	0,0808	53,27	54,81
5	54,42	0,0885	53,65	55,19
7	53,94	0,0788	54,04	53,85

Tablo 4.3: Bir bireyi dışarıda bırakma sına yöntemi ve DVM algoritması kullanılarak elde edilen doğruluk, Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK), duyarlılık ve özgüllük sonuçları.

<i>çekirdek</i>	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
Doğrusal	52,98	0,0596	53,46	52,50
DTİ	55,00	0,1005	60,00	50,00

Bu yöntemde en yüksek doğruluklar Tablo 4.2 ve 4.3'den de görüleceği gibi DVM sınıflandırıcısının DTİ çekirdeği ile yakalanmış olsa da bu doğruluklar bize sınıflandırıcıların tam olarak öğrenme yapabildiğini göstermez çünkü MKK oldukça düşük çıkmıştır. Bu da sınıflandırıcının rasgele tahmin ile neredeyse aynı sonuçlar vermesi gibi bir durumdur. Bir bireyin ses örneklerinin sına için dışarıda bırakılıp diğer bireylerin örneklerinin öğrenme için sınıflandırıcılara beslenmesinde sorun 26 ses örneğinin her birinin hastalıkla ya da sağlıklı olma ile ilgili bilgi vermemesinden kaynaklanmaktadır. Dolayısıyla bir bireyin 26 ses örneğinin dışarıda bırakılması ve diğer bireylerin 26 ses örneğinin tümünün sınıflandırıcıya verilmesi sınıflandırıcı için özet bir bilgi oluşturmamakta ve dolayısıyla MKK düşük çıkmaktadır.

4.3. 5 X 2 ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRMA

Özniteliklerin tamamının sınıflandırıcılara verildiği denemelerden birinde 5 x 2 çapraz geçerleme kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır.

k -EYK sınıflandırıcısı için uzaklık metriği olarak Euclid mesafesi kullanılmış ve k parametresinin 1, 3, 5, 7 değerleri için denemeler yapılmıştır. DVM için LIBSVM [116] gerçekleştirmesi kullanılmış, doğrusal ve DTİ çekirdek tipleri seçilmiştir. DVM için çekirdek maliyet değeri ve çekirdek genişliği varsayılan değerlerinde bırakılmıştır.

Tablo 4.4: 5x2 çapraz geçerleme yöntemi ve k -EYK algoritması kullanılarak elde edilen doğruluk, Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK), duyarlılık ve özgüllük sonuçları.

k	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
1	49,06	0,0549	60,29	44,45
3	49,18	0,0502	59,94	44,57
5	49,28	0,0529	61,62	43,08
7	49,19	0,0575	61,07	43,96

Tablo 4.5: 5x2 çapraz geçerleme yöntemi ve DVM algoriması kullanılarak elde edilen doğruluk, Matthews Korelasyon Katsayısı (MKK), duyarlılık ve özgüllük sonuçları.

<i>çekirdek</i>	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
Doğrusal	51,45	0,0815	55,88	51,79
DTİ	52,70	0,1106	56,91	53,44

Tablo 4.4 ve 4.5’den de görüleceği gibi en yüksek doğruluklar DVM sınıflandırıcısının DTİ çekirdeği ile yakalanmış olsa da doğruluklar bir bireyi dışarıda bırakma çapraz geçerleme yöntemi ile sınıflandırmadan düşüktür. Daha da önemlisi doğruluk oranlarının neredeyse rasgele bir tahmine yakın olmasıdır. 5 x 2 çapraz geçerleme yapılarak oluşturulan öğrenme ve sınama kümelerinin sınıflandırıcılara beslenmesindeki sorun öğrenme kümelerinin örnek sayılarının az sayıda olması ve dolayısıyla sınıflandırıcının model kurmak için yeterli bilgiye sahip olmamasıdır.

4.4. ÖZETLENMİŞ ÖZNİTELİKLERLE SINIFLANDIRMA

Her özniteliğin ortalama, medyan, kırılmış ortalama, standart sapma, kartil aralığı ve ortalama mutlak sapma değerleri hesaplanmıştır. Özniteliklerden çıkarılan bu özet bilgilerin hepsi ve çeşitli ikili grupları sınıflandırıcılara verilerek özniteliklerden çıkarılan bu bilgilerin tüm özniteliklerin sınıflandırıcıya verilmesini gerektirip gerektirmediği ve özetlenmiş özniteliklerin sınıflandırıcının öğrenmesine yardımcı olup olmadığı test edilmiştir. Burada amaç var olan özniteliklerden özet bilgiler çıkararak hastalıkla ilgili bilgi vermeyen ya da diğer örneklerle göre daha çok bilgi veren ses örneklerinin tutarlı hale getirilmesi ve ses örneklerinin tamamından gelen bilgiyi özetlemeye çalışmaktır.

4.4.1. Özetlenmiş 5 x 2 Çapraz Geçerleme Yöntemi ile Sınıflandırma

Sınıflandırıcıların Parkinson hastalarıyla kontrol deneklerini ayırma başarısının ölçülmesi amacıyla özniteliklerin merkezi eğilim ve dağılım değerlerinin sınıflandırıcıya verildiği durumlarda birini-dışarıda-bırakma çapraz geçerleme yönteminin yanı sıra 5 x 2 çapraz geçerleme yöntemi de kullanılmıştır.

k-EYK ve DVM sınıflandırıcılarına denemelerde birini-dışarıda-bırakma ve 5 x 2 çapraz geçerleme yapılarak oluşturulan veri kümeleri beslenmiştir. Ve sınıflandırıcılar için yine frekans-zaman tabanlı özniteliklerin tamamının sınıflandırıcıya verilmesi durumunda kullanılan metrikler ve parametreler kullanılmıştır.

Tablo 4.6 ve 4.7’de 5 x 2 çapraz geçerleme metoduyla ses örneklerinin merkezi eğilim – dağılım ölçütlerinin sınıflandırıcılara beslenmesiyle elde edilen doğruluk, MKK, duyarlılık ve özgüllük sonuçları bulunmaktadır. Genellikle en iyi doğruluk ve MKK değerleri DVM sınıflandırıcısının doğrusal çekirdeği ile bulunmuştur. Tüm merkezi eğilim – dağılım ölçütleri yerine merkezi eğilim – dağılım ölçütlerinin ikili gruplarının sonuçları daha iyi çıkmıştır. En yüksek doğruluk (0,6385) ve MKK (0,3047) değerleri ise ses örneklerinin kırpılmış ortalama (%10) ve standart sapma değerleri ile özetlenmesi durumunda çıkmıştır. Her ne kadar merkezi eğilim – dağılım ölçütleri ile özetlemek doğruluk ve MKK değerlerini yükseltmiş olsa da sonuçlar birini-dışarıda-bırakma metodundaki kadar iyi çıkmamıştır çünkü 5 x 2 çapraz geçerleme yönteminde öğrenme ve sınıama kümelerinin örnek sayıları model oluşturma için yetersiz miktardadır. Bu da sınıflandırıcının öğrenmesini zorlaştırır.

Dolayısıyla Tablo 4.6 ve 4.7’de görüldüğü üzere başarı neredeyse %50’nin üzerine çıkamamış ve sonuçlar yetersiz kalmıştır. Bu da sınıflandırıcının neredeyse bir model oturtamadığını ancak rasgeleye yakın bir tahmin yaptığını gösterir. Sonuçların başarısız olduğu sadece doğruluk değerlendirme ölçütü ile değil, MKK, duyarlılık ve özgüllük ölçütleri ile de görülmektedir.

Tablo 4.6: Özetlenmiş 5 x 2 çapraz geçерleme yöntemi *k*-EYK sınıflandırmasının başarısı.

<i>k</i>	Çapraz Geçerleme	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
1	ö-BDB (1-4)	51,20	0,0450	46,95	57,36
	ö-BDB (1-6)	55,78	0,1408	58,53	55,21
	ö-BDB (2-5)	55,45	0,1346	57,78	55,34
	ö-BDB (2-6)	56,61	0,1599	62,65	52,72
	ö-BDB (3 ¹ -4)	55,31	0,1323	53,68	59,10
	ö-BDB (3 ¹ -6)	55,06	0,1287	60,18	52,26
	ö-BDB (3 ² -4)	53,93	0,1041	52,50	57,60
	ö-BDB (3 ² -6)	55,25	0,1295	59,94	52,62
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	53,36	0,0920	56,81	52,16
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	53,83	0,1024	55,83	54,09
3	ö-BDB (1-4)	50,88	0,0597	53,23	52,24
	ö-BDB (1-6)	53,17	0,1061	58,13	51,80
	ö-BDB (2-5)	52,38	0,0909	59,62	48,98
	ö-BDB (2-6)	54,97	0,1413	63,92	49,50
	ö-BDB (3 ¹ -4)	49,40	0,0341	54,16	48,95
	ö-BDB (3 ¹ -6)	52,59	0,0944	62,01	46,92
	ö-BDB (3 ² -4)	50,58	0,0489	53,99	50,57
	ö-BDB (3 ² -6)	55,85	0,1604	63,46	51,57
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	51,79	0,0766	58,11	49,10
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	51,63	0,0722	57,82	48,97
5	ö-BDB (1-4)	51,62	0,0953	57,97	50,71
	ö-BDB (1-6)	53,39	0,1271	59,98	51,84
	ö-BDB (2-5)	53,83	0,1258	62,55	49,29
	ö-BDB (2-6)	54,64	0,1572	63,83	50,63
	ö-BDB (3 ¹ -4)	50,71	0,0702	59,07	47,40
	ö-BDB (3 ¹ -6)	54,84	0,1510	64,85	49,10
	ö-BDB (3 ² -4)	52,42	0,1040	59,35	50,34
	ö-BDB (3 ² -6)	54,61	0,1445	63,00	50,36
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	52,79	0,1142	61,18	49,45
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	52,96	0,1132	60,99	49,42

Merkezi eğilim ölçütleri: 1: ortalama 2: medyan 3¹: kırılmış ortalama (%25)
3²: kırılmış ortalama (%10)

Dağılım ölçütleri: 4: standart sapma 5: ortalama mutlak sapma 6: kartil aralığı

Tablo 4.6 (devam): Özetlenmiş 5 x 2 çapraz geçerleme yöntemi *k*-EYK sınıflandırmasının başarısı.

<i>k</i>	Çapraz Geçerleme	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
7	ö-BDB (1-4)	55,50	0.1744	61,92	54,33
	ö-BDB (1-6)	56,57	0.1909	63,38	54,51
	ö-BDB (2-5)	55,44	0.1744	64,47	51,67
	ö-BDB (2-6)	56,54	0.2000	64,06	54,65
	ö-BDB (3 ¹ -4)	52,66	0.1159	62,89	47,82
	ö-BDB (3 ¹ -6)	56,20	0.1942	64,19	53,80
	ö-BDB (3 ² -4)	54,63	0.1587	62,84	51,71
	ö-BDB (3 ² -6)	57,17	0.2097	65,03	54,53
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	54,98	0.1682	63,66	51,91
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	55,84	0.1830	63,89	53,01
Merkezi eğilim ölçütleri: 1: ortalama 2: medyan 3 ¹ : kırılmış ortalama (%25) 3 ² : kırılmış ortalama (%10)					
Dağılım ölçütleri: 4: standart sapma 5: ortalama mutlak sapma 6: kartil aralığı					

4.4.2. Özetlenmiş Birini Dışarıda Bırakma Çapraz Geçerleme Yöntemi ile Sınıflandırma

Özetlenmiş 5 x 2 çapraz geçerleme yöntemi ile sınıflandırmanın ardından elde edilen doğruluk oranları yeterince yüksek olmadığından özetlenmiş birini dışarıda bırakma çapraz geçerleme yöntemi ile sınıflandırmada önce bazı ölçütler tek tek denenmiş ve sonuçları elde edilmiştir. Kullanılan merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri, her bir hastanın 26 farklı ses örneğinden çıkarılan özniteliklerin minimum ve maksimum değerleriyle bu özniteliklerin ortalaması, medyanı ve standart sapmasıdır. Bu merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri ile sınıflandırma yaparken özniteliklerin direk kullanımı ile sınıflandırmasında kullanılan *k*-EYK ve DVM özellikleri değiştirilmemiştir.

Her bir kullanıcıdan toplanan 26 farklı sesin uç nokta, merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri kullanılarak sınıflandırıcılara beslenmesiyle elde edilen sonuçlar Tablo 4.8’de gösterilmiştir. Tablodan da görüleceği üzere sınıflandırıcı sonuçlarının en yüksek doğruluk ortalaması %67,07 ile sırasıyla medyan ve ortalama merkezi eğilim ölçütleriyle elde edilmiştir. Medyan temsili %66,67 duyarlılık ve %67,50 özgüllük oranıyla ‘hasta’ ve ‘sağlıklı’ denek teşhisinde dengeli gözükürken, ortalama temsilinin duyarlılığı özgüllüğüne göre daha düşüktür. Standard sapma, *k*-EYK sınıflandırıcısıyla uç nokta, merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri arasında en yüksek doğrulukları verirken DVM sınıflandırıcısında düşük doğruluk gözlemlenmiştir. Sonuçlardan görüleceği üzere maksimum ve minimum ölçütleri kullanılarak hiçbir sınıflandırıcı kayda değer bir doğruluk vermemiştir. Bunun sebebi maksimum ve minimum ölçütlerinin bir deneğe ait verideki değişimlerden etkilenmesi ve dolayısıyla gürültüye çokça duyarlı olmasıdır. Elde edilen sonuçlar, hastalardan alınan farklı ses örneklerinin merkezi eğilim ölçütlerinden medyan ve ortalama ile temsil edilmesinin en istikrarlı ve başarılı sonuçları verdiğini göstermiştir. Ortalama ve medyan merkezi eğilim ölçütleri verideki gürültü ve aykırı değerlere daha dayanıklı olduğundan en yüksek ve farklı sınıflandırıcılarla en istikrarlı sonuçları vermiştir.

Bu ölçütlerden ortalama ve medyanın doğrulukları kayda değer miktarda yükseltmesi sonucunda merkezi eğilim ve dağılım ölçütlerinin farklı ikili ve altılı gruplarının sonuçlarının incelenmesine karar verilmiştir.

Öznitelikler Parkinson hastalığı teşhisi için *k*-EYK ve DVM sınıflandırıcılarına verilmeden önce bir normalizasyon adımı uygulanmıştır. Böylece tüm özniteliklerin ortalaması 0 ve standart sapması 1 olmuştur. *k*-EYK sınıflandırıcısı için Öklid uzaklık mesafesi ve *k* parametresi için 1, 3, 5 ve 7 değerleri kullanılmıştır. DVM algoritması içinse LIBSVM [116] paketinin doğrusal ve dairesel tabanlı işlev çekirdekleri maliyet değeri (*c*) 10 ve çekirdek genişliği (*g*) 0,005 ile kullanılmıştır.

Orijinal veri kümelerinden oluşturulan birçok alt küme farklı parametrelili *k*-EYK ve DVM algoritmalarına verilerek elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. *k*-EYK algoritmasının BBDB ve ö-BDB çapraz geçerleme yöntemleri ve farklı parametreler kullanılarak elde edilen sonuçları Tablo 4.9’da verilmiştir.

Tablo 4.9: Bir bireyi dışarıda bırakma ve özetlenmiş birini dışarıda bırakma sınaması yöntemi k -EYK sınıflandırmasının başarısı.

k	Çapraz Geçerleme	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
1	BBDB	53,37	0,0007	49,62	57,12
	ö-BDB (1-4)	42,50	0,0015	30,00	55,00
	ö-BDB (1-6)	55,00	0,1005	60,00	50,00
	ö-BDB (2-5)	52,50	0,0005	45,00	60,00
	ö-BDB (2-6)	42,50	-0,1517	50,00	35,00
	ö-BDB (3 ¹ -4)	62,50	0,2529	55,00	70,00
	ö-BDB (3 ¹ -6)	50,00	0,0000	55,00	45,00
	ö-BDB (3 ² -4)	55,00	0,1021	45,00	65,00
	ö-BDB (3 ² -6)	50,00	0,0000	55,00	4500
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	55,00	0,1000	55,00	55,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	52,50	0,0501	55,00	50,00
3	BBDB	54,04	0,0008	53,27	54,81
	ö-BDB (1-4)	55,00	0,1021	45,00	65,00
	ö-BDB (1-6)	55,00	0,1021	65,00	45,00
	ö-BDB (2-5)	60,00	0,2010	55,00	65,00
	ö-BDB (2-6)	40,00	-0,2010	45,00	35,00
	ö-BDB (3 ¹ -4)	60,00	0,2000	60,00	60,00
	ö-BDB (3 ¹ -6)	42,50	-0,0015	55,00	30,00
	ö-BDB (3 ² -4)	60,00	0,2010	55,00	65,00
	ö-BDB (3 ² -6)	47,50	-0,0506	55,00	40,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	55,00	0,1000	55,00	55,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	57,50	0,1502	60,00	55,00
5	BBDB	54,42	0,0009	53,65	55,19
	ö-BDB (1-4)	55,00	0,1021	45,00	65,00
	ö-BDB (1-6)	55,00	0,1048	70,00	40,00
	ö-BDB (2-5)	57,50	0,1517	65,00	50,00
	ö-BDB (2-6)	62,50	0,2582	75,00	50,00
	ö-BDB (3 ¹ -4)	52,50	0,0501	50,00	55,00
	ö-BDB (3 ¹ -6)	50,00	0,0000	70,00	30,00
	ö-BDB (3 ² -4)	60,00	0,2010	55,00	65,00
	ö-BDB (3 ² -6)	55,00	0,1048	70,00	40,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	55,00	0,1048	70,00	40,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	55,00	0,1048	70,00	40,00

Merkezi eğilim ölçütleri: 1: ortalama 2: medyan 3¹: kırılmış ortalama (%25)
3²: kırılmış ortalama (%10)

Dağılım ölçütleri: 4: standart sapma 5: ortalama mutlak sapma 6: kartil aralığı

Tablo 4.9 (devam): Bir bireyi dışarıda bırakma ve özetlenmiş birini dışarıda bırakma sına yöntemi k -EYK sınıflandırmasının başarısı.

k	Çapraz Geçerleme	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
7	BBDB	53,94	0,0008	54,04	53,85
	ö-BDB (1-4)	65,00	0,3062	55,00	75,00
	ö-BDB (1-6)	60,00	0,2041	70,00	50,00
	ö-BDB (2-5)	62,50	0,2503	60,00	65,00
	ö-BDB (2-6)	50,00	0,0000	65,00	35,00
	ö-BDB (3 ¹ -4)	60,00	0,2000	60,00	60,00
	ö-BDB (3 ¹ -6)	42,50	-,0017	65,00	20,00
	ö-BDB (3 ² -4)	65,00	0,3015	60,00	70,00
	ö-BDB (3 ² -6)	50,00	0,0000	65,00	35,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	57,50	,1517	65,00	50,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	60,00	0,2010	65,00	55,00
Merkezi eğilim ölçütleri: 1: ortalama 2: medyan 3¹: kırılmış ortalama (%25) 3²: kırılmış ortalama (%10) Dağılım ölçütleri: 4: standart sapma 5: ortalama mutlak sapma 6: kartil aralığı					

Sonuçlardan da görüldüğü üzere k -EYK algoritması BBDB çapraz geçerleme yöntemi ile kullanıldığında her k parametresi için neredeyse rasgele bir tahmine yakın sonuçlar vermiştir. Bu durum MKK değerlerine bakarak da kontrol edilebilir. Fakat k -EYK algoritması ö-BDB çapraz geçerleme yöntemini ortalama ve standart sapma ile kullanılması ile uygulandığında MKK 0,3062 ve doğruluk %65'e çıkmıştır. Duyarlılık da biyomedikal alanında önemli bir yöntemdir çünkü hastalığın erken teşhisi tedavi şansını ve belirtilerin kötüleşmesini önler. $k = 5$ değeri kullanıldığında veriyi kırılmış ortalama ve kartil aralığı ile ya da tüm merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri ile özetlemek ise en yüksek duyarlılık değerini vermiştir.

Tablo 4.10'da görüldüğü üzere DVM sınıflandırıcısı k -EYK sınıflandırıcısından daha iyi sonuçlar vermiştir. k -EYK algoritmasının kullanımında da olduğu gibi DVM algoritmasında da en yüksek başarı ö-BDB çapraz geçerleme yönteminin merkezi eğilim ve dağılım ölçütlerinden ortalama ve standart sapma ikili kombinasyonu ile elde edilmiştir. Bu model ayrıca en yüksek MKK, duyarlılık ve özgüllük değerlerini de vermiştir. BBDB çapraz geçerleme yöntemi ile DVM doğrusal çekirdeğinin kullanılması da neredeyse rasgele bir sınıflandırma (MKK = 0,0006) ile aynı sonuçları vermiştir. Fakat DTİ çekirdeği ile elde edilen sonuçlar çok daha iyi bir kestirimci model

(MKK = 0,1005) üretmiştir. Görüldüğü üzere ö-BDB çapraz geçerleme yöntemi ile elde edilen sonuçlar Parkinson hastalarını sağlıklı deneklerden ayırma açısından BBDB çapraz geçerleme yöntemi ile elde edilen sonuçlardan çok daha başarılıdır. Ayrıca sonuçlar göstermiştir ki DVM sınıflandırıcısı *k*-EYK sınıflandırıcısından çok daha kararlı sonuçlar üretmiştir.

4.5. ÇAPRAZ GEÇERLEME YÖNTEMLERİNİN DETAYLI İNCELENMESİ VE KARŞILAŞTIRILMASI

DVM sınıflandırıcısının ortalama – standart sapma ikilisi ile ö-BDB çapraz geçerleme yöntemi ve geleneksel BBDB çapraz geçerleme yöntemi kullanıldığında elde edilen doğruluk oranları arasındaki farkın önemi McNemar testi ile belirlenmiş ve sonuçlar Tablo 4.11’de verilmiştir. McNemar testi 0,05 anlamlılık derecesinde ö-BDB çapraz geçerleme yönteminin BBDB çapraz geçerleme yönteminden çok daha yüksek anlamlılığa sahip olduğunu göstermiştir ($X_1^2 = 6,75$).

Tablo 4.10: Bir bireyi dışarıda bırakma ve özetlenmiş birini dışarıda bırakma sınama yöntemi ile DVM sınıflandırmasının başarısı.

çekirdek	Çapraz Geçerleme	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
Doğrusal	BBDB	52,50	0,0006	52,50	52,50
	ö-BDB (1-4)	77,50	0,5507	80,00	75,00
	ö-BDB (1-6)	57,50	0,1517	65,00	50,00
	ö-BDB (2-5)	70,00	0,4082	80,00	60,00
	ö-BDB (2-6)	70,00	0,4000	70,00	70,00
	ö-BDB (3 ¹ -4)	72,50	0,4506	75,00	70,00
	ö-BDB (3 ¹ -6)	60,00	0,2000	65,00	45,00
	ö-BDB (3 ² -4)	72,50	0,4551	80,00	65,00
	ö-BDB (3 ² -6)	60,00	0,2000	60,00	60,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	67,50	0,3504	70,00	65,00
DTİ	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	65,00	0,3000	65,00	65,00
	BBDB	55,00	0,1005	60,00	50,00
	ö-BDB (1-4)	65,00	0,3015	60,00	70,00
	ö-BDB (1-6)	72,50	0,4506	70,00	75,00
	ö-BDB (2-5)	70,00	0,4000	70,00	70,00
	ö-BDB (2-6)	72,50	0,4506	70,00	75,00
	ö-BDB (3 ¹ -4)	67,50	0,3540	60,00	75,00
	ö-BDB (3 ¹ -6)	72,50	0,4506	70,00	75,00
	ö-BDB (3 ² -4)	70,00	0,4020	65,00	75,00
	ö-BDB (3 ² -6)	75,00	0,5025	70,00	80,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ¹)	65,00	0,3015	70,00	60,00
	ö-BDB (hepsi, 3 ²)	60,00	0,2000	60,00	60,00

Merkezi eğilim ölçütleri: 1: ortalama 2: medyan 3¹: kırılmış ortalama (%25)

3²: kırılmış ortalama (%10)

Dağılım ölçütleri: 4: standart sapma 5: ortalama mutlak sapma 6: kartil aralığı

Tablo 4.11: Bir bireyi dışarıda bırakma ve özetlenmiş birini dışarıda bırakma sına ma yöntemleri ile DVM sınıflandırmasının McNemar testi.

		BBDB	
		Yanlış Sınıflandırılan	Doğru Sınıflandırılan
ö-BDB	Yanlış Sınıflandırılan	8	1
	Doğru Sınıflandırılan	11	20
$\alpha=0,05$		$X_1^2 = 6,75$	

Önerilen ö-BDB çapraz geçerleme yönteminin başarısını farklı bir açıdan ölçmek için her bireyden rasgele bir ses örneği seçilerek yeni veri alt kümeleri oluşturulmuştur. Bu rasgele oluşturulan veri kümeleri daha sonra sınıflandırıcılara beslenmiştir. Bu işlem 1000 kere tekrar edilerek ortalama ve en yüksek başarılar kaydedilmiştir. Tablo 4.12’de görüldüğü üzere ortalama doğruluk DVM doğrusal tabanlı çekirdek ile ancak %52.06 olabilmektedir. Ortalama MKK ise 0,0416 değerini almıştır, bu da kayıtları karıştırmanın tamamen başarısızlık ile sonuçlandığını ve ö-BDB çapraz geçerleme yönteminin başarısının rastlantısal olmadığını göstermektedir.

Tablo 4.12: Her bireyden rasgele örnekler seçilerek yapılan 1000 denemenin ortalama ve en iyi sonuçları.

Sınıflandırıcı	Parametre	Sonuç	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
k-EYK	1	ortalama	50,61	0,0124	52,71	48,52
		en iyi	82,50	0,6580	85,00	80,00
	3	ortalama	49,49	-0,0102	54,61	44,37
		en iyi	77,50	0,5563	70,00	85,00
	5	ortalama	48,52	-0,0298	56,12	40,93
		en iyi	75,00	0,5103	65,00	85,00
	7	ortalama	48,12	-0,0383	57,18	39,07
		en iyi	77,50	0,5563	85,00	70,00
DVM	Doğrusal Çekirdek	ortalama	52,06	0,0416	54,92	49,22
		en iyi	85,00	0,7035	80,00	90,00
	DTİ Çekirdek	ortalama	46,91	-0,0618	49,21	44,62
		en iyi	80,00	0,6030	85,00	75,00

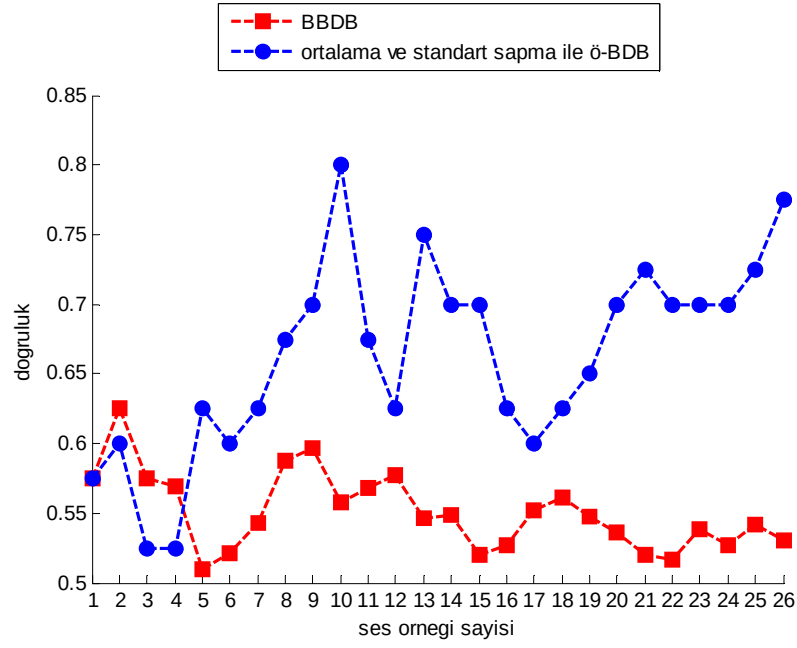
Başka bir deney ise deneklere ait her bir ses örneğini sınıflandırıcılara tek tek vererek yapılmıştır. En yüksek başarıyı veren ses örneklerinin sonuçları Tablo 4.13’te verilmiştir. Oluşturulan alt veri kümelerinde her denekten sadece bir ses örneği

olduğundan BDB çapraz geçerleme yöntemi kullanılmıştır. En yüksek başarı uzatılmış/sürekli “o” ve “dört” ses örnekleri ile elde edilmiştir. Kayıtları toplamak için bir zaman kriteri olması durumunda bu iki ses örneği Parkinson hastalığının tespitinde ses göstergesi olarak kullanılabilir. Ki – Kare istatistiği 0,05 anlamlılık derecesinde BBDB ve BDB çapraz geçerleme yöntemlerinin hata oranlarının aynı olduğunu göstermiştir. Bu karşılaştırmaya göre en iyi sonucu veren ses örnekleri her ne kadar sınıflandırma algoritması her ses örneği için önceden çalıştırıp bir yanlılık oluşturulsa bile ö-BDB çapraz geçerleme yönteminden daha üstün sonuçlar vermemiştir. Ayrıca uzatılmış/sürekli “o” ve “dört” ses örnekleri dışındaki ses örnekleri düşük sınıflandırma başarısına sahiptir.

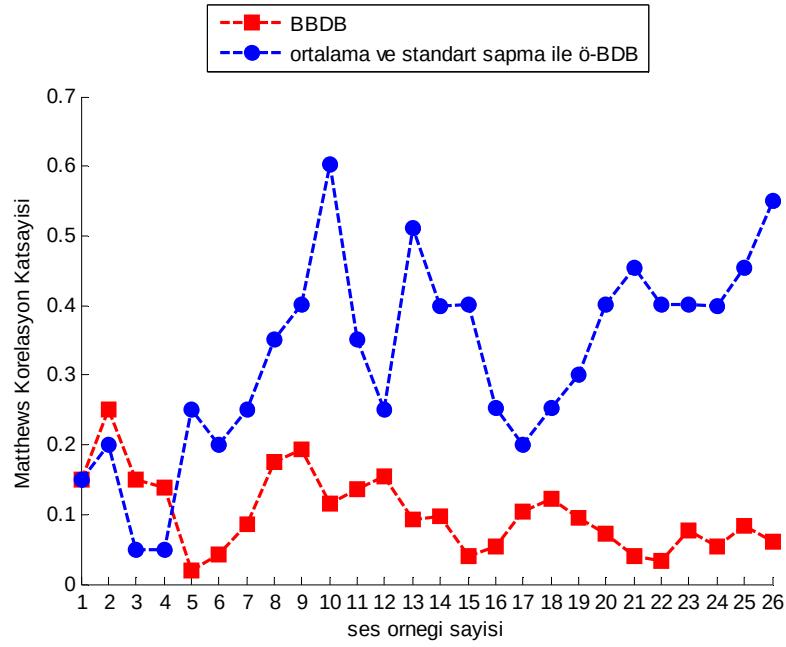
Tablo 4.13: En iyi sonuçları veren ses örneklerinin bireysel DVM başarıları.

Ses Örneği	Çekirdek	Doğruluk(%)	MKK	Duyarlılık(%)	Özgüllük(%)
uzatılarak "o"	Doğrusal	72,50	0,4506	70,00	75,00
	DTİ	50,00	0,0000	55,00	45,00
“dört”	Doğrusal	72,50	0,4506	75,00	70,00
	DTİ	75,00	0,5000	75,00	75,00

Yapılan deneysel çalışmalar mümkün olduğunca fazla ses örneği toplayıp, bunları merkezi eğilim ve dağılım ölçütleri ile özetlemenin tanı sisteminin başarısını arttıracaklarını göstermiştir. Şekil 4.1 ve 4.2’de ortalama – standart sapma ikilisi ile ö-BDB ve BBDB çapraz geçerleme yöntemlerinin DVM sınıflandırıcısı ile doğruluk ve MKK değerlerinin artan ses örneği sayısı ile değişimi gösterilmiştir.



Şekil 4.1: Ses örneği sayısı ve BBDB ve ö-BDB çapraz geçerleme yöntemlerine göre DVM sınıflandırıcısı doğruluğu.



Şekil 4.2: Ses örneği sayısı ve BBDB ve ö-BDB çapraz geçerleme yöntemlerine göre DVM sınıflandırıcısı MKK değeri.

Örnek sayısı arttıkça doğruluk ve MKK değeri artmaktadır. En iyi sonuç ilk 10 örnekle elde edilmiştir. Fakat bu sonuç güvenilir değildir çünkü başka bir 10 ses örneği kombinasyonu daha yüksek doğruluk ve MKK değerleri verebilir. Genel olarak sınıflandırıcıya verilecek örnek sayısının artması başarıyı da arttırır denebilir.

Ayrıca BBDB ve ö-BDB çapraz geçerleme yöntemleri ile elde edilen sonuçları doğrulama amaçlı bağımsız bir veri kümesi üzerinde denenmiştir. Bu yeni veri kümesinde daha öncede bahsedildiği gibi sağlıklı denek bulunmamaktadır ve deneklere sadece uzatılmış/sürekli “a” ve “o” sesli harfleri üçer kez söylenmiştir. Bu amaçla, *k*-EYK ve DVM sınıflandırıcıları çoklu ses kayıtları veri kümesindeki sürekli/uzatılmış sesli harf ses örnekleri ile eğitilmiş ve elde edilen model bağımsız veri kümesi üzerinde denenmiştir. *k*-EYK ve DVM sınıflandırma başarıları sırasıyla Tablo 4.14 ve Tablo 4.15’te verilmiştir. Çoklu ses kayıtları veri kümesindeki sonuçlara benzer olarak merkezi eğilim ve dağılım ölçütlerinden ortalama – standart sapma ile ö-BDB çapraz geçerleme yöntemi BBDB çapraz geçerleme yönteminden hem *k*-EYK hem DVM sınıflandırma algoritmaları ile daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Tablo 4.14: Bağımsız test kümesi üzerinde *k*-EYK başarıları.

<i>k</i>	BBDB	ö-BDB (1-4)	ö-BDB (2-5)	ö-BDB (3-6)	ö-BDB (hepsi)
1	50,60	60,71	67,86	57,14	64,29
3	48,21	57,14	53,57	71,43	67,86
5	53,57	78,57	67,86	78,57	71,43
7	59,52	75,00	71,43	75,00	67,86
Merkezi eğilim ölçütleri: 1: ortalama 2: medyan 3: kırılmış ortalama (%25)					
Dağılım ölçütleri: 4: standart sapma 5: ortalama mutlak sapma 6: kartil aralığı					

Tablo 4.15: Bağımsız test kümesi üzerinde DVM başarıları.

çekirdek	BBDB	ö-BDB (1-4)	ö-BDB (2-5)	ö-BDB (3-6)	ö-BDB (hepsi)
Doğrusal	58,33	60,71	67,86	67,86	60,71
DTİ	68,45	82,14	71,43	71,43	75,00
Merkezi eğilim ölçütleri: 1: ortalama 2: medyan 3: kırılmış ortalama (%25)					
Dağılım ölçütleri: 4: standart sapma 5: ortalama mutlak sapma 6: kartil aralığı					

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Parkinson hastalığının uzaktan teşhis ve izlenmesi için kullanılan modellerde ses örüntü analizi uygulamalarına artan ilgiyle birlikte, bu tez çalışması kapsamında Parkinson hastaları için hazırlanan ses alıştırmaları arasından seçilen kelime, cümle, sayılar ve uzatılmış sesli harfleri içeren bir veri kümesi oluşturulmuştur. Çalışma; elde edilen sonuçların yanı sıra daha önce yapılan çalışmaların uluslararası uygulanabilirliğini ve geçerliliğini göstermiştir. Ayrıca çalışmanın yeni bir veri kümesi sunarak biyomedikal sinyal işleme ve yapay öğrenme topluluklarının da ilgisini çekmesi beklenmektedir.

Hasta ve kontrol deneklerinden toplanan farklı özellikteki ses örneklerinden çıkartılan özniteliklerin farklı sınıflandırıcılara beslenmesiyle elde edilen sonuçlar, daha önceki çalışmalarda elde edilen sonuçlara paralel olarak, uzatılmış sesli harflerin kelimelere ve kısa cümlelere göre Parkinson hastalarının ses örneklerinden teşhisi için daha fazla bilgi içerdiğini göstermiştir. Özellikle iki ya da üç harften oluşan çok kısa kelimelerin sınıflandırma başarısının çok düşük olduğu gözlemlenmiştir.

Parkinson hastalığının teşhisi ve izlenmesi için hasta ve sağlıklı deneklerin ses örneklerinin kullandığı karar destek sistemlerinin doğruluk oranı ve genelleştirilebilirliğini arttırmak amacıyla, her bir deneğin birden fazla ses örneği alınmaktadır. Bunun temel nedeni deneğin anlık durumuna bağlı olarak alınan tek bir ses örneğinin karar destek sisteminde yanlış bir sınıflandırmaya neden olabilmesidir. Daha önce Parkinson hastalığının teşhisi alanında kullanılan konuşma verilerinin analizinde, sınıflandırma için birini-dışarıda-bırakma (BDB) veya bir-bireyi-dışarıda-bırakma (BBDB) çapraz geçerleme yöntemleri kullanılmıştır. BDB çapraz geçerleme yönteminde, bir deneğin sadece bir ses kaydı test veri kümesi olarak kullanılıp, aynı deneğin farklı ses kayıtları öğrenme kümesinde kullanıldığı için test ve öğrenme kümeleri arasında örtüşmeye neden olmakta ve dolayısıyla bu yöntemle sınıflandırıcının başarısı yanıltıcı olarak ölçülmektedir. BBDB yönteminde ise, bir deneğin bütün ses kayıtları test kümesi olarak ayrılmakta ve diğer deneklerin ses örnekleri öğrenim kümesi olarak kullanılmaktadır. Bu yöntemle, BDB yönteminde oluşan yanlışlık sorunu çözülür.

Fakat BBDB yönteminde aynı denekten alınan farklı ses örnekleri sınıflandırıcının oluşturulmasında aynı birer ses örneği olarak kullanılmaktadır. Bu durum bir Parkinson hastasının bütün ses örneklerinde hastalığı yansıtan ses sorunları görülemeyebileceği için sınıflandırıcıya yanlış etiketlenmiş örnekler vermeye eşdeğer bir durum oluşturabilmektedir. Bir diğer ifadeyle, Parkinson hastası olan bir deneğin bütün ses örnekleri disfoni belirtisi taşımayabileceği için, bu örneklerin hepsini pozitif olarak etiketlemek ve bu sınıf vektörüyle sınıflandırıcıyı eğitmek kestirimci modeli yanlış yönlendirmeye sebep olacaktır. Bu nedenle, bu tez çalışmasında bir deneğe ait farklı ses örneklerini çeşitli merkezi eğilim ölçümleri kullanılarak tek bir ses örneğine indirgeyen özetlenmiş-birini-dışarıda-bırakma (ö-BDB) yöntemi önerilmiştir. Bu yöntemde hastaya ait birden fazla ses örneğinin aynı öznelilikleri çeşitli merkezi eğilim ve dağılım ölçütleriyle temsil edilmektedir.

Hastaların ses örneklerinin, merkezi eğilim ölçütlerinden ortalama ve medyanın kullanılmasıyla temsil edilerek tek bir örneğe indirgenmesiyle, kullanılan her üç sınıflandırıcının da birbirine yakın ve diğer ölçütlere göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bunlardan, verideki gürültü ve aykırı değerlere daha dayanıklı olan medyanın sınıflandırma doğruluğu en yüksek ve aynı zamanda farklı sınıflandırıcılarla en istikrarlı sonuçları verdiği sonucuna varılmıştır. Minimum ve maksimum ölçülerinin ise, deneğin anlık durumundan etkilendiği, dolayısıyla verideki gürültüye çokça duyarlı olduğu ve düşük doğruluk verdiği gözlemlenmiştir. Bu sonuçlardan yola çıkarak ses örneklerine ait öznelilikler uç nokta ölçütleri yerine merkezi eğilim ve dağılım ölçütlerinin belli kombinasyonları sınıflandırıcılara beslendiğinde çok daha yüksek başarılar elde edilmiştir. özneliliklerin merkezi eğilim ve dağılım ölçütlerini kullanarak özetlenmesi ile elde edilen sonuçlarda en yüksek başarıyı ortalama ve standart sapma ikilisi vermiştir.

Bu tez kapsamında ve daha önce yapılan çalışmalar, uzatılmış/sürekli sesli harflerin Parkinson hastalığı açısından daha ayırt edici bilgi taşıdığını göstermiştir. Çoklu ses örneklerini hangi merkezi eğilim ve dağılım ölçütlerinin daha iyi temsil edebileceğini bulmak için bu ölçütlerin (ortalama, medyan, kırılmış ortalama, standart sapma, kartil aralığı, ortalama mutlak sapma) birçok kombinasyonu denenmiştir. Verinin ortalama ve standart sapma ölçütleri ile temsilinin kestirimci modelin genelleştirilmesinde daha

etkili olduđu ve bir deneğin çoklu ses örneklerinin temsilinde bu ölçütlerin kullanılmasının kestirimci modellerin etkisini artırdığı görülmüştür

6. KAYNAKLAR

- [1] Jankovic, J. (2007). Parkinson's disease: clinical features and diagnosis. *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry* , 79 (4), 368-376.
- [2] Langston, J. W. (2002). Parkinson's Disease: Current and Future Challenges. *NeuroToxicology* , 23 (4-5), 443-450.
- [3] O'Sullivan, S. B., & Schmitz, T. J. (2007). *Physical Rehabilitation* (5th Edition b., Cilt Parkinson Disease). Philadelphia: F. A. Davis Company.
- [4] de Rijk, M. C., Launer, L. J., Berger, K., Breteler, M. M., Dartigues, J. F., Baldereschi, M., et al. (2000). Prevalence of Parkinson's disease in Europe: a collaborative study of population-based cohorts. *Neurology* , 54, 21-23.
- [5] *Parkinson Derneği*. (2011). March 29, 2012 tarihinde Parkinson Nedir?: <http://www.parkinsondernegi.org/Icerik.aspx?Page=parkinsonnedir&ID=5> adresinden alındı
- [6] de Lau, L. M., & Breteler, M. M. (2006). Epidemiology of Parkinson's disease. *The Lancet Neurology* , 5 (6), 525-535.
- [7] Rajput, M., Rajput, A., & Rajput, A. H. (2007). Epidemiology. R. Pahwa, & K. E. Lyons (Dü) içinde, *In Handbook of Parkinson's disease* (4 b.). USA: Informa Healthcare.
- [8] Lang, A. E., & Lozano, A. M. (1998). Parkinson's disease - First of two parts. *New England Journal Medicine* , 339, 1044-1053.
- [9] von Campenhausen, S., Bornschein, B., Wick, R., Bötzel, K., Sampaio, C., Poewe, W., et al. (2005). Prevalence and incidence of Parkinson's disease in Europe. *European Neuropsychopharmacology* , 15 (4), 473-490.

- [10] Schrag, A., Ben-Schlomo, Y., & Quinn, N. (2002). How valid is the clinical diagnosis of Parkinson's disease in the community? *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry* , 73, 529-535.
- [11] Baldereschi, M., Di Carlo, A., Rocca, W. A., Vanni, P., Maggi, S., Perissinotto, E., et al. (2000). Parkinson's disease and parkinsonism in a longitudinal study. Two fold higher incidence in men. *Neurology* , 55, 1358-1363.
- [12] Haaxma, C. A., Bloem, B. R., Borm, G. F., Oyen, W. J., Leenders, K. L., Eshuis, S., et al. (2007). Gender differences in Parkinson's disease. *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry* , 78, 819-824.
- [13] Elbaz, A., Bower, J. H., Maraganore, D. M., McDonnell, S. K., Peterson, B. J., Ahlskog, J. E., et al. (2002). Risk tables for parkinsonism and Parkinson's disease. *Journal of Clinical Epidemiology* , 55, 25-31.
- [14] Ramaker, C., Marinus, J., Stiggelbout, A. M., & van Hilten, B. J. (2002). Systematic evaluation of rating scales for impairment and disability in Parkinson's disease. *17*, 867-876.
- [15] Tsanas, A. (2012). Accurate telemonitoring of Parkinson's disease symptom severity using nonlinear speech signal processing and statistical machine learning.
- [16] Rajput, A. H., Rozdilsky, B., & Rajput, A. (1991). Accuracy of clinical diagnosis in parkinsonism – a prospective study. *Canadian Journal of Neurological Sciences* , 18 (3).
- [17] Hughes, A. J., Daniel, S. E., Blankson, S., & Lees, A. J. (1993). A clinicopathologic study of 100 cases of Parkinson's disease. *Archives of Neurology* , 50.
- [18] Post, B., Merkus, M. P., de Bie, R. M., de Haan, R. J., & Speelman, J. D. (2005). Unified Parkinson's disease rating scale motor examination: are ratings of nurses, residents in neurology, and movement disorders specialists interchangeable? *Movement Disorders* , 20 (12), 1577-1584.

- [19] Singh, N., Pillay, V., & Choonara, Y. E. (2007). Advances in the treatment of Parkinson's disease. *Progress in Neurobiology* , 81 (1), 29-44.
- [20] Little, M. A., McSharry, P. E., Hunter, E. J., Spielman, J., & Ramig, L. O. (2009). Suitability of dysphonia measurements for telemonitoring of Parkinson's disease. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* , 56 (4), 1010-1022.
- [21] National Collaborating Centre for Chronic Conditions. (2006). *Parkinson's Disease*. London: Royal College of Physicians.
- [22] Darley, F. L., Aronson, A. E., & Brown, J. R. (1969). Differential diagnostic patterns of dysarthria. *Journal of Speech and Hearing Research* , 12, 246-269.
- [23] Gamboa, J., Jimenez-Jimenez, F. J., Nieto, A., Montojo, J., Orti-Pareja, M., Molina, J. A., et al. (1997). Acoustic voice analysis in patients with Parkinson's disease treated with dopaminergic drugs. *Journal of Voice* , 11, 314-320.
- [24] Ho, A., Bradshaw, J. L., & Iansek, R. (2008). For better or for worse: the effect of Levodopa on Speech in Parkinson's disease. *Movement Disorders* , 23 (4), 574-580.
- [25] Harel, B., Cannizzaro, M., & Snyder, P. J. (2004). Variability in fundamental frequency during speech in prodromal and incipient Parkinson's disease: A longitudinal case study. *Brain and Cognition* , 56, 24-29.
- [26] Skodda, S., Rinsche, H., & Schlegel, U. (2009). Progression of dysprosody in Parkinson's disease over time – A longitudinal study. *Movement Disorders* , 24 (5), 716-722.
- [27] Sakar, C. O., & Kursun, O. (2010). Telediagnosis of Parkinson's Disease Using Measurements of Dysphonia. *Journal of Medical Systems* , 34 (4), 591-599.
- [28] Sapir, S., Ramig, L., Spielman, J., & Fox, C. (2010). Formant Centralization Ratio (FCR): A proposal for a new acoustic measure of dysarthric speech. *Journal of Speech Language and Hearing Research* , 53, 114-125.

- [29] Cnockaert, L., Schoentgen, J., Auzou, P., Ozsancak, C., Defebve, L., & Grenez, F. (2008). Low frequency vocal modulations in vowels produced by Parkinsonian subjects. *Speech Communication* , 50, 288-300.
- [30] Collection and Analysis of a Parkinson Speech Dataset With Multiple Types of Sound Recordings. (2013). *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* , 17 (4), 828 - 834.
- [31] Cunningham, L., Mason, S., Nugent, C., Moore, G., Finlay, D., & Craig, D. (2011). Home-Based Monitoring and Assessment of Parkinson's Disease. *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION TECHNOLOGY IN BIOMEDICINE* , 15 (1), 47-53.
- [32] Rigas, G., Tzallas, A., Tsipouras, M., Bougia, P., Tripoliti, E., Baga, D. F., et al. (2012). Assessment of Tremor Activity in the Parkinson's Disease Using a Set of Wearable Sensors. *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION TECHNOLOGY IN BIOMEDICINE* , 16 (3), 478-487 .
- [33] Marino, S., Ciurleo, R., Lorenzo, G., Barresi, M., De Salvo, S., Giacoppo, S., et al. (2012). Magnetic resonance imaging markers for early diagnosis of Parkinson's disease. *NEURAL REGENERATION RESEARCH* , 7 (8), 611-619.
- [34] Dastgheib, Z., Lithgow, B., & Moussavi, Z. (2012). Diagnosis of Parkinson's disease using electrovestibulography. *MEDICAL & BIOLOGICAL ENGINEERING & COMPUTING* , 50 (3), 483-491.
- [35] Little, M. A., McSharry, P. E., Roberts, S. J., Costello, D. A., & Moroz, I. M. (2007). Exploiting Nonlinear Recurrence and Fractal Scaling Properties for Voice Disorder Detection. *Biomedical Engineering Online* , 6 (23).
- [36] Tsanas, A., Little, M. A., McSharry, P. E., Spielman, J., & Ramig, L. O. (2012). Novel speech signal processing algorithms for high-accuracy classification of Parkinson's disease. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* , 59 (5), 1264-1271.

- [37] Tsanas, A., Little, M. A., McSharry, P. E., & Ramige, L. O. (2011). Nonlinear speech analysis algorithms mapped to a standard metric achieve clinically useful quantification of average Parkinson's disease symptom severity. *ournal of the Royal Society Interface* , 8, 842-855.
- [38] Tsanas, A., Little, M. A., McSharry, P. E., & Ramig, L. O. (2010). Accurate Telemonitoring of Parkinson's Disease Progression by Noninvasive Speech Tests. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* , 57 (4), 884-893.
- [39] Tsanas, A., Little, M. A., McSharry, P. E., Scanlon, B. K., & Papapetropoulos, S. (2012). Statistical analysis and mapping of the Unified Parkinson's Disease Rating Scale to Hoehn and Yahr staging. *Parkinsonism and Related Disorders* , 18 (5), 697-699.
- [40] Kursun, O., Gumus, E., Sertbas, A., & Favorov, O. (2012). Selection of vocal features for Parkinson's disease diagnosis. 6 (2), 144-161.
- [41] Bhattacharya, I., & Bhatia, M. (2010). SVM Classification to Distinguish Parkinson Disease Patients. *A2CWiC '10 Proceedings of the 1st Amrita ACM-W Celebration on Women in Computing in India*. New Delhi: ACM New York, NY, USA.
- [42] Ramig, L. O., Sapir, S., Fox, C., & Countryman, S. (2001). Changes in vocal loudness following intensive voice treatment (LSVT®) in individuals with Parkinson's disease: A comparison with untreated patients and normal age-matched controls. *Movement Disorders* , 16 (1), 79-83.
- [43] Yıldız, S. (2013, Kasım). Dr. Sedat Yıldız: http://www.drседatyildiz.com/FileUpload/ks109487/File/birlesik_parkinson_hastaligi_derecelendirme_olcegi__updrs.pdf adresinden alınmıştır
- [44] Hoehn, M. M., & Yahr, M. D. (1967). Parkinsonism: onset, progression, and mortality. *Neurology*. 1967; , 17, 427-442.
- [45] Doğan, D. (2013, Kasım). Dr. Deniz Doğan Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon: <http://www.drdenizdogan.com/p/ftir-degerlendirme-olcekleri.html> adresinden alınmıştır

- [46] de Boer, A. G., Wijker, W., Speelman, J. D., & C, d. H. (1996). Quality of life in patients with Parkinson's disease: development of a questionnaire. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry* , 61 (1), 70-74.
- [47] Mehnert, S., Reuter, I., Schepp, K., Maaser, P., Stolz, E., & Kaps, M. (2010). Transcranial sonography for diagnosis of Parkinson's disease. *BMC Neurology* , 10 (9), 1471-1479.
- [48] Witzel, M. (2007). Vedas and Upanisads. G. Flood (Dü.) içinde, *The Blackwell Companion to Hinduism*. Oxford: Blackwell Publishing Ltd.
- [49] Violatti, C. (2013, Ekim). Ancient History Encyclopedia: http://www.ancient.eu.com/The_Vedas/ adresinden alınmıştır
- [50] Rana, A. Q. (2010). *50 Ways Parkinson's Could Affect You*. iUniverse.com.
- [51] Greive, J. (2013, Ekim). Open Library: <https://archive.org/stream/acorneliuscelsus00cels#page/n0/mode/2up> adresinden alınmıştır
- [52] Borzelleca, J. F., & Lane, R. W. (2008). The Art, the Science, and the Seduction of Toxicology: an Evolutionary Development. A. W. Hayes içinde, *Principles and methods of toxicology* (5 b., s. 13). Taylor & Francis Group.
- [53] Potter, D. S., & Mattingly, D. J. (Dü). (2010). *Life, Death, and Entertainment in the Roman Empire* (2 b.). University of Michigan Press.
- [54] Keyser, P. T., & Irby-Massie, G. L. (2009). *Encyclopedia of Ancient Natural Scientists: The Greek Tradition and its Many Heirs* (1 b.). Routledge.
- [55] Üniversitesi, P. (2010, Ekim). The Book of Healing: http://www.princeton.edu/~achaney/tmve/wiki100k/docs/The_Book_of_Healing.html adresinden alınmıştır
- [56] Calne, D. B., Dubini, A., & Stern, G. (1989). Did Leonardo describe Parkinson's disease? *The New England Journal of Medicine* , 320 (9), 594.

- [57] Gerard, J. (1597). *The Herball or General History of Plants*.
- [58] Culpeper, N. (1652). *Culpeper's complete herbal*.
- [59] Hobbes, T. (2010). *The life of Mr. Thomas Hobbes of Malmesbury*. (J. Aubrey, Dü.) EEBO Editions, ProQuest.
- [60] Cheyne, G. (1976). *The English Malady; or, A Treatise of Nervous Diseases of All Kinds, as Spleen, Vapours, Lowness of Spirits, Hypochondriacal and Hysterical Distempers, 1733*. (E. T. Carlson, Dü.) Dublin: Scholars' Facsimiles & Reprints.
- [61] Parkinson, J. (1817). *Essay on the shaking palsy*. London: Whittingham and Rowland.
- [62] Rogers, K. (2013, Ekim). Encyclopedia Britannica: <http://www.britannica.com/EBchecked/topic/185051/John-Elliottson> adresinden alınmıştır
- [63] Charcot, J. M. (1889). *Lectures on the diseases of the nervous system*.
- [64] Duchenne, G. B. (1855). *De l'électrisation localisée et de son application à la physiologie, à la pathologie et la thérapeutique*. Paris: Chez J. B. Baillière.
- [65] Barondes, S. H. (2003). *Better Than Prozac: Creating the Next Generation of Psychiatric Drugs*. New York: Oxford University Press.
- [66] Cotzias, G. C. (1968). L-dopa for Parkinsonism. 278, 630.
- [67] Darley, F. L., Aronson, A. E., & Brown, J. R. (1969). Clusters of deviant speech dimensions in the dysarthrias. *Journal of Speech and Hearing Research* , 12, 462-469.
- [68] Darley, F. L., Aronson, A. E., & Brown, J. R. (1975). *Motor Speech Disorders*. Philadelphia: WB Saunders.
- [69] Logemann, J. A., Fisher, H. B., Boshes, B., & Blonsky, E. R. (1978). Frequency and cooccurrence of vocal tract dysfunctions in the speech of a large sample of Parkinson patients. *Journal of Speech and Hearing Disorders* , 43.

- [70] Perez, K., Ramig, L., Smith, M., & Fromey, C. (1996). The Parkinson larynx: tremor and video-stroboscopic findings. *Journal of Voice* , 10, 354-361.
- [71] Fox, C., & Ramig, L. (1997). Vocal sound pressure level and self-perception of speech and voice in men and women with idiopathic Parkinson disease. *American Journal of Speech and Language Pathology* , 2, 29-42.
- [72] Ho, A. K., Iannsek, R., & Bradshaw, J. L. (2001). Motor instability in parkinsonian speech intensity. *Neuropsychiatry Neuropsychology and Behavioral Neurology* , 14, 109-116.
- [73] Rosen, K. M., Kent, R. D., & Duffy, J. R. (2005). Task-based profile of vocal intensity decline in Parkinson's disease. *Folia phoniatrica et logopaedica : official organ of the International Association of Logopedics and Phoniatrics* , 57, 28-37.
- [74] Michaelis, D., Frohlich, M., & Strube, H. W. (1998). Selection and combination of acoustic features for the description of pathologic voices. *Journal of the Acoustical Society of America* , 103 (3), 1628-1639.
- [75] King, J., Ramig, L., & H, L. J. (1994). Parkinson's disease: longitudinal changes in acoustic parameters of phonation. *Journal of Medical Speech and Language Pathology* , 2, 29-42.
- [76] Metter, J., & W, H. (1986). Clinical and acoustical variability in hypokinetic dysarthria. *Journal of Communication Disorders* , 19, 347-366.
- [77] Logemann, J. A., Fisher, H. B., Boshes, B., & Blonsky, E. R. (1978). Frequency and cooccurrence of vocal tract dysfunctions in the speech of a large sample of Parkinson patients. *Journal of Speech and Hearing Disorders* , 43, 47-57.
- [78] Ho, A., Iannsek, R., Marigliani, C., Bradshaw, J., & Gates, S. (1998). Speech impairment in a large sample of patients with Parkinson's disease. *Behavioral Neurology* , 11, 131-137.
- [79] Berry, W. R. (1983). *Clinical dysarthria*. San Diego: College-Hill.

- [80] Cnockaert, L., Schoentgen, J., Auzou, P., Ozsancak, C., Defebve, L., & Grenez, F. (2008). Low frequency vocal modulations in vowels produced by Parkinsonian subjects. *Speech Communication* , 50, 288-300.
- [81] Obeso, J. A., Rodriguez-Oroz, M. C., Goetz, C. G., Marin, C., Kordower, J. H., Rodriguez, M., et al. (2012). Missing pieces in the Parkinson's disease puzzle. *Nature Medicine* , 16 (6), 653-661.
- [82] Post, B., Merkus, M. P., & de Haan, R. J. (2007). Prognostic Factors for the Progression of Parkinson's Disease: A Systematic Review. *Movement Disorders* , 22 (13), 1839-1851.
- [83] Boersma, P., & Weenink, D. (2012). *Praat: doing phonetics by computer*, 5.3.11. March 29, 2012 tarihinde <http://www.praat.org/> adresinden alındı
- [84] Apaydın, H., Özekmekçi, S., Oğuz, S., & Zileli, İ. (2008). *Parkinson Hastalığı, Hasta ve Yakınları için El Kitabı*. İstanbul: İstanbul Üniversitesi Yayınları.
- [85] Wolfe, V., & Martin, D. (1997). Acoustic correlates of dysphonia: type and severity. *Journal of Communication Disorders* , 30 (5), 403-415.
- [86] Titze, I. R. (1995). *Workshop on Acoustic Voice Analysis: Summary Statement*. National Center for Voice and Speech, Iowa.
- [87] Boersma, P., & Weenink, D. (2010). *Praat v5.2.07 Acoustic Speech Analysis Software*. Manual.
- [88] Boersma, P., & Weenink, D. (2008). *Praat Manual Version 4.2.17*. Manual, Phonetic Sciences Department, University of Amsterdam.
- [89] İsenkul, M. E. (2011). *Parkinson Hastalığı'nın Teşhisi İçin Veri Toplama Ve Örüntü Tanıma Sistemi*. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi, İstanbul.
- [90] Ferrer, C. A., Gonzalez, E., & Hernandez-Diaz, M. E. (2006). Evaluation of time and frequency domain-based methods for the estimation of harmonics-to-noise-ratios in voice signals. j. F. Martinez-Trinidad, J. A. Ochoa, & J. Kittler (Dü) içinde, *Pattern recognition, image analysis and applications* (s. 406-415). LNCS 4225.

- [91] Zhang, Z., Kwok, J. T., & Yeung, D.-Y. (2003). *Parametric Distance Metric Learning With Label Information*. The Hong Kong University of Science and Technology, Kowloon.
- [92] Li, D.-C., & Yeh, C.-W. (2008). A non-parametric learning algorithm for small manufacturing data sets. *Expert Systems with Applications* , 34 (1), 391–398.
- [93] Breiman, L. (2001). Statistical modelling: the two cultures. *Statistical Science* , 16 (3), 199-231.
- [94] Hand, D. (2006). Classifier technology and the illusion of progress. *Statistical Science* , 21, 1-15.
- [95] Baldi, P., Brunak, S., Chauvin, Y., Andersen, C. A., & Nielsen, H. (2000). Assessing the accuracy of prediction algorithms for classification: an overview. *Bioinformatics* , 16 (5), 412-424.
- [96] Henery, R. J. (1994). Classification. D. Michie, D. J. Spiegelhalter, & C. C. Taylor (Dü) içinde, *Machine learning, neural and statistical classification* (s. 10-12). Ellis Horwood.
- [97] Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. (2, Dü.) Springer.
- [98] Cover, T. M., & E, H. P. (1967). Nearest neighbor pattern classification. 18 (1), 21-27.
- [99] Voronoi, G. Nouvelles applications des parametres continus a la theorie des formes quadratiques. 134, 198-287.
- [100] Shamos, M. I., & Hoey, D. (1975). Closest-point problems. 16th IEEE Symposium on Foundations of Computer Science, (s. 151-162).
- [101] Alpaydin, E. (2010). *Introduction to Machine Learning* (2 ed.). The MIT Press.
- [102] Xiang, S., Nie, F., & Zhang, C. (2008). Learning a Mahalanobis distance metric for data clustering and classification. *Pattern Recognition* , 41 (12), 3600–3612.

- [103] Wang, H. Nearest neighbors by neighborhood counting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* , 28 (6), 942 - 953.
- [104] Garcia, V., Debreuve, E., & Barlaud, M. (2008). Fast k nearest neighbor search using GPU. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, (s. 1 - 6).
- [105] Kolahdouzan, M. R., & Shahabi, C. (2004). Continuous K Nearest Neighbor Queries in Spatial Network Databases. *Spatio-Temporal Database Management*, (s. 50-58).
- [106] Qian, G., Sural, S., Gu, Y., & Pramanik, S. (2004). Similarity between Euclidean and cosine angle distance for nearest neighbor queries. *Symposium on Applied Computing (ACM)*, (s. 1232-1237).
- [107] Karimifard, S., Ahmadian, A., Khoshnevisan, M., & Nambakhsh, M. S. (2006). Morphological Heart Arrhythmia Detection Using Hermitian Basis Functions and kNN Classifier. *Annual International Conference of the IEEE of Engineering in Medicine and Biology Society*, (s. 1367 - 1370).
- [108] Marchiori, E. (2010). Class Conditional Nearest Neighbor for Large Margin Instance Selection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* , 32 (2), 364- 370.
- [109] Kraskov, A., Stögbauer, H., & Grassberger, P. (2004). Estimating mutual information. *Physical Review E* , 69 (6), 1-17.
- [110] Ripley, B. D. (1996). *Pattern recognition and neural networks*. Cambridge: Cambridge University Press.
- [111] Hastie, T., & Tibshirani, R. (1996). Discriminant adaptive nearest neighbor classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* , 18, 607-616.

- [112] Paredes, R., & Vidal, E. (2006). Learning weighted metrics to minimize nearest-neighbor classification error. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* , 28 (7), 1100-1110.
- [113] Holmes, C. C., & Adams, N. M. (2002). A probabilistic nearest neighbour method for statistical pattern recognition. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B* , 64 (2), 295–306.
- [114] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support vector networks. *Machine Learning* , 20, 273-297.
- [115] Vapnik, V. N. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: Springer-Verlag.
- [116] Hsu, C. W., & Lin, C. J. (2002). A Comparison of Methods for Multi-Class Support Vector Machines. *IEEE Transactions on Neural Networks* , 13, 415-425.
- [117] Chang, C. C., & Lin, C. J. (2013, November). LIBSVM: a library for support vector machines: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/> adresinden alınmıştır
- [118] Vapnik, V. (1998). *Statistical Learning Theory*. New York: Wiley.
- [119] Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2013, November). Introduction to Information Retrieval: <http://nlp.stanford.edu/IR-book/html/htmledition/irbook.html> adresinden alınmıştır
- [120] Howley, T., & Madden, M. G. (2005). The Genetic Kernel Support Vector Machine: Description and Evaluation. *Artificial Intelligence Review* , 24 (3-4), 379-395.
- [121] Dietterich, T. G. (1998). Approximate statistical tests for comparing supervised classification learning algorithms. *Neural Computation*, 10, 1895–1923.

7. EKLER

EK 1. Birleşik Parkinson Hastalığı Derecelendirme Ölçeği (BPHDÖ)

I. MENTAL DURUM, DAVRANIŞ VE RUHSAL DURUM

(1 - 4. maddeler) Her madde hasta ile görüşme temelinde değerlendirilir.

1. Entelektüel Yıkım

0- Yoktur

1- Hafif derecededir. Olayları kısmen unutma dışında güçlük yok, sürekli unutkanlık hali.

2- Orta derecededir. Dezoryantasyon ve kompleks problemlerle baş etmede güçlük ile giden orta derecede bellek yitimi. Evdeki fonksiyonlarda hafif ama kesin bir bozukluk ve zaman zaman yönlendirme gereksinimi mevcut.

3- Ağır bellek yitimi. Zaman ve yer dezoryantasyonu ile giden ağır bellek yitimi. Problemlerle baş etmede ağır bozukluk.

4- Ağır bellek yitimi. Sadece kişi oryantasyonun korunması ile giden ağır bellek yitimi. Muhakeme veya problem çözmeyi başaramaz. Bakım için çok fazla yardım gereksinimi vardır. Hiçbir zaman yalnız bırakılamaz.

2. Düşünce Bozuklukları (Demans veya İlaç Entoksikasyonuna Bağlı)

0- Yoktur

1- Canlı rüyalar vardır

2- İç görünün korunduğu "benign" halüsinasyonlar.

3- Ara sıra veya sık sık hallüsinasyon ya da hezeyanlar, içgörü bozulmuştur; günlük aktiviteleri engelleyebilir.

4- Sürekli hallüsinasyon, veya belirgin psikoz vardır. Kendine bakamaz

3. Depresyon

0- Yoktur

1- Mutsuzluk veya suçluluk dönemleri normalden fazla, ancak gün boyu ya da haftalarca sürmez.

2- Sürekli depresyon hali (1 hafta veya daha fazla).

3- Vejetatif semptomlarla birlikte sürekli depresyon hali (uykusuzluk, anoreksi, kilo yitimi, ilgi yitimi).

4- Vejetatif semptomlar ve intihar düşünceleri ya da niyeti ile giden sürekli depresyon.

4. Motivasyon / İnisiyatif

0- Normal

1- Eskisinden daha az hakkını savunur, daha pasif.

2- Seçilmiş (rutin olmayan) aktiviteler için inisiyatif yitimi veya ilgisizlik mevcut.

3- Günlük (rutin) aktiviteler için inisiyatif yitimi veya ilgisizlik mevcut.

4- İç kapanıklık, tam motivasyon yitimi.

II. GÜNLÜK YAŞAM AKTİVİTELERİ

“On/off” dönemleri belirtilir.

(5-17. maddeler) Her madde “on” ve “off” dönemleri için ayrı ayrı değerlendirilir. “on” ve “off” dönemlerinden neyin kastedildiğinin hasta tarafından anlaşılması sağlanmalıdır. Böylece On ve Off dönemleri için günlük fonksiyonel yeterliliği hakkındaki sorularınızı yanıtlayabilir.

5. Konuşma

0- Normal

1- Hafif derecede bozulmuştur. Anlaşılmasında güçlük yoktur.

2- Orta derecede bozulmuştur. Bazen tekrarlaması istenir.

3- Ağır derecede bozulmuştur. Sık sık tekrarlaması istenir.

4- Çoğu zaman anlaşılabilir.

6. Salivasyon

0- Normal

1- Hafif, ancak ağızda tükürük birikmesi kesindir; geceleri tükürük akabilir.

2- Orta derecede tükürük birikimi, minimal derece akabilir.

3- Belirgin tükürük artışı ile giden bir miktar tükürük akması olur.

4- Belirgin biçimde tükürük birikimi ve sürekli mendil gereksinimi mevcut.

7. Yutma

0- Normal.

1- Nadiren yutma problemi.

2- Ara sıra yutma problemi.

3- Yumuşak gıda gerektirecek kadar yutma problemi

4- Nazogastrik tüp veya gastrostomi gereklidir.

8. Yazı

0- Normal

1- Hafif yavaşlama veya harflerde küçülme.

2- Orta derecede yavaşlama veya harflerde küçülme; tüm kelimeler okunabilir.

3- Ağır derecede bozulma, kelimelerin tümü okunamaz.

4- Kelimelerin büyük çoğunluğu okunamaz.

9. Bıçak ve Diğer Mutfak Gereçlerini Kullanma

0- Normal.

1- Biraz yavaş ve beceriksiz, ancak yardım gereksinimi yoktur.

2- Beceriksiz ve yavaş olmasına karşın birçok gıda maddesini kesebilir, kısmen yardım gereksinimi vardır.

3- Gıdalar başkası tarafından kesilmelidir, ancak halen, yavaş bir şekilde yiyebilir.

4- Beslenmede tamamen yardıma muhtaçtır.

10. Giyinme

0- Normal.

1- Biraz yavaş, fakat yardım gereksinimi yoktur.

2- Zaman zaman düğme ilikleme, giysilerin kollarını geçirmede yardım gerekir.

3- Önemli ölçüde yardım gereksinimi vardır, ancak bazılarını yalnız yapabilir.

4- Tamamen yarım gerekir.

11. Kişisel Temizlik

0- Normal

1- Biraz yavaş, ancak yardım gereksinimi yoktur.

2- Duş ya da banyo yapmasında yardım gerekir, veya çok yavaş olarak yapabilir.

3- Yıkanma, diş fırçalama, saç tarama, banyoya gitmede yardım gerekir.

4- Foley sondu veya diğerk mekanik araçlara gereksinimi vardır.

12. Yatakta Dönme ve Yatak Örtüleri ile Başedebilme

0- Normal

1- Biraz yavaş ve beceriksiz, ancak yardım gereksinimi yoktur

2- Yalnız başına dönebilir veya örtüler ile başedebilir/düzeltebilir, ancak büyük ölçüde güçlük vardır

3- Başlayabilir, fakat tek başına dönemez ya da örtüler ile baş edemez/düzeltemez.

4- Yardımsız yapamaz.

13. Düşme (Donma ile İlişkiz)

0- Yoktur

1- Nadiren düşme.

2- Ara sıra düşme, günde bir kereden az.

3- Günde ortalama bir kere düşme.

4- Günde bir kereden fazla düşme.

14. Yürürken Donma

0- Yoktur.

1- Yürürken nadiren donma; yürümeyi başlatmada tereddüt olabilir.

2- Zaman zaman yürürken donma.

3- Sık sık donma, ara sıra donmaya bağlı düşme.

4- Donmaya bağlı sık sık düşme.

15. Yürüme

0- Normal

1- İlimli güçlük. Kollarını sallamayabilir ya da ayaklarını sürüyebilir.

2- Orta derecede güçlük, ancak hafif destek gerekebilir ya da gerekmez.

3- Yürümeye ağır derecede bozukluk, destek gerekir.

4- Destekle dahi hiç yürüyemez.

16. Tremor

0- Yoktur

1- Hafif ve seyrek olarak vardır.

2- Orta derecededir; hastayı rahatsız eder.

3- İleri derecededir; birçok aktiviteyi engeller.

4- Çok ağır derecededir, aktivitelerin çoğunu etkiler.

17. Parkinsonizmle İlgili Duysal Yakınmalar

0- Yoktur

1- Zaman zaman uyuşma, karıncalanma veya hafif ağrı.

2- Sık sık uyuşma, karıncalanma veya ağrı; ızdırap verici ölçüde değil.

3- Sık sık ağrılı duyumlar.

4- ızdırap verici ağrı.

III. MOTOR MUAYENE

(18-31.maddeler) Muayene sırasında hastanın içinde bulunduğu durum zemininde her madde değerlendirilir. İlerideki takiplerde hastanın muayenesi günün aynı saatinde ve hastanın ilaç alma aralıklarına uygun bir zamanda yapılır.

18. Konuşma

0- Normal

1- İlımlı ekspresyon, diksiyon ve/veya volüm kaybı.

3- Orta derecede bozulma: Monoton, dizartrik, fakat anlaşılabilir.

3- Belirgin derecede bozulmuştur, anlaşılması güçtür.

4- Anlaşılamaz.

19. Yüz İfadesi

0- Normal

1- Minimal hipomimi, normal olabilir (Pokerci Yüzü)

2- İlımlı, fakat yüz ifadesinde kesin olarak azalma vardır.

3- Orta derecede hipomimi; dudaklar zaman zaman hafif aralık kalır.

4- Yüz ifadesinin ağır derecede veya tam kaybı ile birlikte maske yüz; dudaklar 0.6 cm veya daha fazla aralık kalır.

20. İstirahat Tremoru

0- Yoktur

1- Hafif ve seyrek olarak saptanır.

2- Düşük amplitüdlü ve sürekli ya da orta amplitüdlü, ancak arasıra mevcuttur.

3- Orta.amplitüdlü ve çoğu zaman vardır.

4- Yüksek amplitüdlü ve çoğu zaman vardır.

21. Ellerde Aksiyon veya Postüral Tremor

0- Yoktur

1- Hafiftir, hareketle ortaya çıkar.

2- Orta amplitüdlüdür, hareketle ortaya çıkar.

3- Orta amplitüdlüdür, hareketle olduğu kadar postürün sürdürülmesiyle de ortaya çıkar.

4- Yüksek amplitüdlüdür, yemek yemesini engeller.

22. Rijidite (Hasta oturur durumda ve gevsek bir haldeyken büyük eklemlerin pasif hareketlerine göre değerlendirilir, dişli çark ihmal edilir)

0- Yoktur

1- Hafiftir veya sadece karşı uzvun hareketi sırasında saptanabilir.

2- Hafif - orta derecededir.

3- Belirgin, hareketin tüm hareket açıklığı kolaylıkla gerçekleştirilir.

4- Ağırdır, hareketin tüm hareket açıklığı güçlüklerle gerçekleştirilir.

23. Parmak Vurma (Hasta, her eliyle ayrı ayrı olmak üzere, başparmak ve işaret parmağını mümkün olduğunca büyük amplitüdlü ve hızlı olarak birbirine vurur)

0- Normal

1- Hafif yavaşlama ve/veya amplitüdünde düşme.

2- Orta derecede bozulma: Kesin ve erken yorulma vardır, arasıra hareket duraklayabilir.

3- Ağır derecede bozulma: Harekete başlamakta sık sık tereddüt veya süregelen harekette duraklamalar olabilir.

4- Hareket çok güç yapılabilir.

24. El Hareketleri (Hasta, her eliyle ayrı ayrı olmak üzere, elini mümkün olduğunca büyük amplitüdü ve hızlı olarak açıp kapatır)

0- Normal

1- Hafif yavaşlama ve/veya amplitüdünde düşme.

2- Orta derecede bozulma: Kesin ve erken yorulma vardır, ara sıra hareket duraklayabilir.

3- Ağır derecede bozulma: Harekete başlamakta sık sık tereddüt veya süregelen harekette sık duraklamalar olabilir.

4- Hareket çok güç yapılabilir.

25. Ellerin Hızlı Tekrarlayıcı Hareketleri

(Hasta, her eliyle ayrı ayrı olmak üzere, mümkün olduğunca büyük amplitüdü ve hızlı olarak pronasyon ve supinasyon hareketlerini vertikal ya da horizontal planda yapar)

0- Normal

1- Hafif yavaşlama ve/veya amplitüdünde düşme.

2- Orta derecede bozulma: Kesin ve erken yorulma vardır, arasıra hareket duraklayabilir.

3- Ağır derecede bozulma: Harekete başlamakta sık sık tereddüt veya süregelen harekette sık duraklamalar olabilir.

4- Hareket çok güç yapılabilir.

26. Ayak Hareketleri (Hasta ayağının tümünü kaldırmak suretiyle topuğunu ardarda yere vurur. Hareketin amplitüdü yaklaşık 7.5 cm olmalıdır)

0- Normal

1- Hafif yavaşlama ve/veya amplitüdünde düşme.

2- Orta derecede bozulma: Kesin ve erken yorulma vardır, ara sıra hareket duraklayabilir.

3- Ağır derecede bozulma: Harekete başlamakta sık sık tereddüt veya süregelen harekette sık duraklamalar olabilir.

4- Hareket çok güç yapılabilir.

27. Sandalyeden Doğrulma (Hasta arkası düz ahşap veya metal bir sandalyeden kollarını göğsünde çaprazlayarak kalkmaya çalışır.)

0- Normal

1- Yavaştır; birden fazla girişim gerekebilir.

2- Sandalyenin kolundan destek alarak yapabilir.

3- Sandalyeye tekrar düşme eğilimi vardır ve birden fazla girişim gerekebilir, ancak yardımsız kalkabilir.

4- Yardımsız kalkamaz.

28. Postür

0- Normal erekt postür.

1- Tam olarak erekt postür yoktur, hafifçe öne eğik postürdedir, yaşlı kişiler için normal kabul edilebilir.

2- Orta derecede öne eğik postürdedir, kesinlikle anormaldir; bir tarafa doğru hafifçe eğilebilir.

3- Kifozla birlikte ileri derecede öne eğik postürdedir; bir tarafa doğru orta derecede eğilebilir.

4- Postürde aşırı derecede bozuklukla birlikte belirgin fleksiyon vardır.

29. Yürüme

0- Normal

1- Yavaş yürür, küçük adımlarla ayak sürüyebilir, ancak giderek hızlanma (festination) veya öne eğilme (propulsion) yoktur.

2- Güçlkle yürür ancak pek az yardım gerekir ya da gerekmez; giderek hızlanma, küçük adımlar veya öne eğilme biraz olabilir.

3- Destek gerektiren ileri derecede yürüyüşbozukluğu.

4- Destekle bile hiç yürüyemez.

30. Postüral Denge (Hastanın ayakları birbirinden hafifçe uzak ve gözleri açık konumda ayakta duruyorken, omuzlarından ani olarak geriye doğru çekilmesine verdiği yanıt değerlendirilir. Pull Test. Hasta önceden uyarılır)

0- Normal.

1- Geriye doğru gider, ancak yardımsız toparlanır.

2- Postüral yanıt yoktur. Muayene eden tarafından tutulmazsa düşer.

3- Çok dengesizdir, kendiliğinden dengesini kaybetme eğilimindedir.

4- Destek olmadan ayakta duramaz.

31. Beden Bradikinezisi ve Hipokinezisi

(Yavaşlık, kararsızlık, kol sallamada azalma, amplitüd küçülmesi ve genel hareket fakirliğinin kombinasyonudur.)

0- Yoktur

1- Hareketi temkinli gösteren minimal yavaşlık, bazı kimseler için normal sayılabilir. Olasılıkla amplitüd azalması mevcut.

2- Hareketin kesinlikle anormal derecede olmak üzere hafif derecede yavaşlığı ve fakirliği ya da amplitüdünün kısmen düşüklüğü.

3- Orta derecede yavaşlık, hareketin fakirliği veya küçük amplitüdü olması.

4- Belirgin yavaşlık, hareketin fakirliği veya küçük amplitüdü olması.

IV. TEDAVİ KOMPLİKASYONLARI (Son bir haftaya ait)

A. DİSKİNEZİLER

32. Süre: Diskineziler uyanırken günün ne kadarını kapsıyor? (anamnez bilgisi)

0- Yoktur

1- Günün %1-25'ini

2- Günün %26-50'sini

3- Günün %51-75'ini

4- Günün %76-100'ünü

33. Diskineziler ne kadar özörlölük (disabilite) yaratmaktadır? (Anamnez bilgisi; muayene ile değişikliğe uğrayabilir.)

0- Özörlölük yaratmaz.

1- Hafif derecede özörlölük

2- Orta derecede özörlölük

3- Ağır derecede özörlölük

4- Tamamen

34. Ağır Diskineziler: Diskineziler ne kadar ağırlıdır?

0- Ağır diskenizi yoktur

1- Hafif derecededir

2- Orta derecededir

3- Şiddetlidir

4- Ağır

35. Erken Sabah Distonisi Varlığı: (Anamnez bilgisi)

0- Hayır

1- Evet

B- KLİNİK DALGALANMALAR

36. Bir ilaç dozundan sonraki zaman içinde beklenen "off" dönemi var mı ?

0- Hayır

1- Evet

37. Bir ilaç dozundan sonraki zaman içinde beklenmedik "off" dönemi var mı?

0- Hayır

1- Evet

38. Herhangi bir "off" dönemi aniden, örneğin birkaç saniye içinde ortaya çıkıyor mu?

0- Hayır

1- Evet

39. Gündüz uyanık olduğu zaman "off" döneminde geçen ortalama süresi ne kadardır?

0- Yoktur

1- Günün %1-25'i

2- Günün %26-50'si

3- Günün %51-75'i

5- Günün %76-100'ü

C. DİĞER KOMPLİKASYONLAR

40. Hastanın anoreksi, bulantı veya kusması var mı?

0- Hayır

1- Evet

41. Hastanın insanmi veya hipersomnolans gibi herhangi bir uyku bozukluğu var mı?

0- Hayır

1- Evet

42. Hastanın semptomatik ortostatik hipotansiyonu var mı?

0- Hayır

1- Evet

EK 2. Hoehn -Yahr Ölçeđi

0: Parkinson hastalıđı bulgusu yok.

1: Tek tarafta Parkinson hastalıđı belirtileri var.

2: İki taraflı Parkinson hastalıđı belirtileri var ve yürüme güçlüğü yok.

3: İki taraflı Parkinson hastalıđı belirtileri var ve çok az yürüme güçlüğü var.

4: İki taraflı Parkinson hastalıđı belirtileri var ve orta derecede yürüme güçlüğü var.

5: İki taraflı Parkinson hastalıđı belirtileri var ve hasta yürüyemiyor.

EK 3. Schwab ve England Günlük Yaşam Aktiviteleri Ölçeği

FONKSİYONEL BAĞIMSIZLIK ÖLÇEĞİ (FİM)					
DÜZEYLER	7	Tam Bağımsız - Hiçbir yardıma gerek duymadan belirli bir aktiviteyi gereken zamanda, cihazsız olarak ve emniyetli şekilde yapar	YARDIMCI YOK		
	6	Modifiye bağımsız - Bir aktiviteyi yardımcı bir cihaz yada uzun sürede modifikasyona gerek duyarak emniyetsiz bir şekilde yapar			
	Modifiye Bağımlılık		YARDIMCI VAR		
	5	Gözetim - Fiziksel yardım almadan sözel yardım ile aktiviteyi tamamlar (% 100)			
	4	Minimal yardım - Hafif bir fiziksel temas dışında yardıma ihtiyacı yoktur. Aktivite için gereken eforun en az % 75'ini harcar			
	3	Orta derecede yardım - Aktivite için gerekli eforun % 50 – 75'ini harcar			
	Tam bağımlılık				
2	Maksimal yardım - Gereken eforun % 25 – 50'sini harcar				
1	Tam yardım - Gereken eforun % 0 – 25'ini harcar				
		YATIŞ (.....)	ÇIKIŞ (.....)	İZLEM (.....)	
Kendine Bakım	A	Beslenme			
	B	Kendine çeki düzen verme			
	C	Banyo yapma			
	D	Giyinme – vücut üst kısmı			
	E	Giyinme – vücut alt kısmı			
	F	Tuvalet kullanımı			
Sfinkter Kontrolü	G	Mesane kontrolü			
	H	Barsak kontrolü			
Transferler	I	Yatak, sandalye, tekerlekli sandalye			
	J	Tuvalet			
	K	Küvet, duş			
Hareket	L	Yürüme / Tekerlekli sandalye W: Yürüme C: Tekerlekli Sandalye B: Her ikisi	☐	☐	☐
	M	Merdiven			
MOTOR SKOR ALT TOPLAMI					
İletişim	N	Anlama A:İşitsel V:Görsel B:Her ikisi	☐	☐	☐
	O	İfade etme V: Sesli C: Sessiz B:Her ikisi	☐	☐	☐
Sosyal Algı	P	Sosyal etkileşim			
	Q	Problem çözme			
	R	Bellek			
KOGNİTİF SKOR ALT TOPLAMI					
TOTAL FİM SKORU					
Not: Boşluk bırakmayınız. Hasta risk nedeniyle test edilemiyorsa 1 puan olarak skorlayınız.					

* Bu form 1. Tıbbi Rehabilitasyon Sempozyumu,
Kurs Düzenleme Kurulu tarafından hazırlanmıştır. Ankara 2006

EK 4. PHA39 – Parkinson Hastalığı Anketi 39

“Geçen ay boyunca” Parkinson hastalığı nedeniyle aşağıdakileri hangi sıklıkta yaşadınız?

(her soru için tek kutucuk işaretlenecektir)

	Hiçbir zaman 0	Nadiren 1	Bazen 2	Çoğunlukla 3	Her zaman 4
1. Eskiden boş vaktinizde yapmaktan hoşlandığınız şeyleri yapmakta güçlük çektiniz mi?					
2. Tamirat, ev işleri, yemek pişirme gibi işleri yapmakta güçlük çektiniz mi?					
3. Alışveriş çantalarını taşımakta güçlük çektiniz mi?					
4. Yaklaşık 1 km yürürken güçlük çektiniz mi?					
5. Yaklaşık 100 m yürürken güçlük çektiniz mi?					
6. Ev dışında istediğiniz gibi dolaşmakta güçlük çektiniz mi?					
7. Toplum içine çıkmakta güçlük çektiniz mi?					

8.Dışarı çıktığınızda başka birinin yardımına gerek duydunuz mu?					
9.Toplum içinde düşeceğinizden korktunuz ya da endişelendiniz mi?					
10.İsteddiğinizden daha fazla eve bağlı kaldınız mı?					
11.Yıkanmakta güçlük çektiniz mi?					
12.Giyinmekte güçlük çektiniz mi?					
13.Düğme ilikleme ya da ayakkabı bağlamakta güçlük çektiniz mi?					
14. Okunaklı yazı yazmakta güçlük çektiniz mi?					
15.Yiyecekleri kesmekte güçlük çektiniz mi?					
16. İçecekleri dökmeden tutmakta güçlük çektiniz mi?					
17.Kendinizi kederli hissettiniz mi?					
18. Kendinizi terk edilmiş ve yalnız hissettiniz mi?					

19.Kendinizi ağlamaklı hissettiniz ya da ağladınız mı?					
20. Kendinizi kızgın ya da huysuz hissettiniz mi?					
21.Kendinizi endişeli hissettiniz mi?					
22.Geleceğinizle ilgili endişeleriniz oldu mu?					
23.Parkinson hastalığınızı başkalarından gizlemek zorunda hissettiniz mi?					
24. Toplum içinde yemek yemeniz ya da bir şey içmeniz gereken durumlardan kaçındınız mı?					
25.Toplum içindeyken Parkinson hastalığınızı nedeni ile utanç duydunuz mu?					
26. Diğer insanların size göstereceği tepki nedeniyle endişelendiniz mi?					

27. Yakın kişisel ilişkilerinizde zorluk çektiniz mi?					
28.Eşinizden gerektiği kadar destek almadığınızı hissettiniz mi? (Eşiniz yoksa 'yok' yazınız)					
29. Aile ya da yakın arkadaşlarınızdan gerek duyduğunuz desteği alamadığınızı oldu mu?					
30. Gündüz ansızın uykuya daldınız mı?					
31. Kitap okur ya da televizyon seyrederken dikkatinizi toplamakta güçlük çektiniz mi?					
32. Hafızanızı zayıf hissettiniz mi?					

EK 5. Ses kaydı esnasında hastaya söylenen ses örnekleri

1. Sesiniz kuvvetli bir şekilde devam ettiği sürece her bir ses tonunu sürdürünüz.
Ses tonu giderek azalıyorsa daha fazla devam etmeyiniz.
 - a. Nefes alınız “Aaaaa” deyiniz ve dinleniniz.
 - b. Nefes alınız “Ooooo” deyiniz ve dinleniniz
 - c. Nefes alınız “Uuuuu” deyiniz ve dinleniniz.
2. BİR’den ON’a kadar sayı sayınız, o sırada her sayı arasında nefes alınız. Her bir sayıyı kuvvetli, güçlü bir tonda söylemeye gayret ediniz.
3. Aşağıdaki cümlecikleri söyleyiniz.
 - a. Kuş sesi Taşı at
 - b. Eve gel Narı al
 - c. Şuna bak Pili tak
 - d. Topu tut Saati kur
4. Aşağıdaki kelimeleri yumuşak tonda söyleyiniz.
 - a. Kitap
 - b. Gülme
 - c. Korkma
 - d. Perde
 - e. Şarkı
 - f. Saksı
 - g. Yemek
 - h. Tente
 - i. Dolmuş

8. ÖZGEÇMİŞ

Fotoğraf

Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı	Betül ERDOĞDU ŞAKAR
Uyruğu	TC
Doğum tarihi, Yeri	28.02.1982, İstanbul
Telefon	0532 553 13 80
E-mail	betulerdogdu@gmail.com
Web adres	-

Eğitim

Derece	Kurum/Anabilim Dalı/Programı	Yılı
Doktora	İ.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü / Bilgisayar Mühendisliği / Bilgisayar Mühendisliği	2013
Yüksek Lisans	Bahçeşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü / Bilgisayar Mühendisliği / Bilgisayar Mühendisliği	2009
Lisans	Bahçeşehir Üniversitesi / Mühendislik Fakültesi / Bilgisayar Mühendisliği	2004
Lise	Bahçeşehir Koleji	2000

Makaleler / Bildiriler

Uluslararası hakemli dergilerde yayınlanan makaleler (SCI & SSCI & Arts and Humanities)

Erdogdu Sakar, B., Isenkul, M., Sakar, C.O., Sertbas, A., Gurgun, F., Delil, S., Apaydin, H., Kursun, O., "Collection and analysis of a parkinson speech dataset with multiple types of sound recordings", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 17(4), pp. 828-834, 2013.

Uluslararası diğer hakemli dergilerde yayınlanan makaleler

Karahoca, D., Karahoca, A., Erdoğan, B., Uzunboyulu, H., Güngör, A., "Computer based testing for e-learning: Classifying Questions for Computer Adaptive Testing", *Communication & Cognition*, 43 (1/2) 2010, 33-52.

Uluslararası bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitabında (Proceedings) basılan bildiriler

Zaim Gökbay, İ., Erdoğan, B., "Computer Aided Learning Assessment of Simulation and Hardware Environment for CNC Lathe Machine in CIM Laboratory", *Advances in Intelligent Systems and Technologies Proceedings ECIT2006 – 4th European Conference on Intelligent Systems and Technologies*, Iasi, Romania, Septembrie 21-23, 2006.

Erdoğan, B., Zaim Gökbay, İ., Karahoca, A., "Interactive Learnability Assessment For CNC Machines via Simulation And Hardware Environment in CIM Lab", *10th International Research/Expert Conference "Trends in the Development of Machinery and Associated Technology" TMT*, 2006.

Zaim Gökbay, İ., Erdoğan, B., "Differences Between Engineering Education Delivered in Traditional Classroom And Laboratory Environment", *10th International Research/Expert Conference "Trends in the Development of Machinery and Associated Technology" TMT*, 2006.

Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitabında basılan bildiriler

Erdoğan Şakar, B., Şakar, C.O., Gürge, F., Sertbaş, A., Kurşun, O., "A Validation Method For Comparing Classifiers on Imbalanced Datasets", *IEEE 20. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Muğla, 18-20 April, 2012.

İsenkul, M.E., Erdoğan, B., Şakar, C.O., Gümüş, E., Delil, M.Ş., Gürge, F., Sertbaş, A., Kurşun, O., "Parkinson Hastalığının Ses Disfonilerinden Teşhisi İçin Bir Ses Veritabanı Oluşturulması ve Örüntülerinin Kullanımı", *Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi, TIPTEKNO'11*.

Erdođdu, B., “Mobil Acil Servis Yazılımı için Tablet PC Kullanılabilirlik Analizi”, *III. İstanbul Biliřim Kongresi*, 29 – 31 Mayıs 2009, İstanbul.

Erdođdu, B., Karahoca, A., Gökçöl, O., “Mobil Acil Servis Yazılımı Analizi”, *inet-tr’05 (10. Türkiye’de İnternet Konferansı 2005)*.