

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

**PARKİNSON HASTALIĞININ TEŞHİSİ İÇİN YÜRÜYÜŞ SİNYALLERİNDE
ARTEFAKT GİDERME ALGORİTMALARININ UYGULANMASI**

DOKTORA TEZİ

**Erdoğan ÖZEL
(153113002)**

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Yılmaz KAYA

**Kasım-2021
SİİRT**

TEZ KABUL VE ONAYI

Erdoğan ÖZEL tarafından hazırlanan Parkinson Hastalığının Teşhisi İçin Yürüyüş Sinyallerinde Artefakt Giderme Algoritmalarının Uygulanması adlı tez çalışması 02/11/2021 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile Siirt Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Anabilim Dalı'nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Prof. Dr. Genber KERİMLİ

.....

Danışman

Doç. Dr. Yılmaz KAYA

.....

Üye

Doç. Dr. Mehmet Recep MİNAZ

.....

Üye

Doç. Dr. Özkan ATAN

.....

Üye

Doç. Dr. Melih KUNCAN

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Doç. Dr.Fevzi HANSU
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ÖN SÖZ

Bu tez çalışmasının her noktasında bana öneri ve destekleriyle yol gösteren, değerli katkılarını esirgemeyen danışman hocam Sayın Doç. Dr. Yılmaz KAYA'ya, tez çalışmam boyunca desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen aileme ve eşime, katkılarından dolayı değerli çalışma arkadaşlarım Dr. Öğr. Üyesi Taner UÇKAN'a ve Dr. Öğr. Üyesi Faruk AYATA'ya sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca denemeleri Siirt Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Yapay Görme (MaVi) Laboratuvarında gerçekleştirilmiştir. MaVi Laboratuvarı personeline destekleri için teşekkür ederim.

Erdoğan ÖZEL
SİİRT-2021

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖN SÖZ	iii
İÇİNDEKİLER	iv
TABLolar LİSTESİ	v
ŞEKİLLER LİSTESİ	vi
KISALTMALAR VE SİMGELERLİSTESİ.....	vii
ÖZET	viii
ABSTRACT.....	x
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI	8
3. MATERYAL VE METOT.....	25
3.1. Materyal	25
3.2. Metot	29
3.2.1. PH Teşhis Yaklaşımı	29
3.2.2. Mekansal Filtreleme Yöntemleri	30
3.2.3. Öznitelik Çıkarım Yaklaşımları.....	33
3.2.4. Öznitelik Çıkarım Yaklaşımları.....	41
3.2.5. Sınıflandırma Metotları.....	47
4. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	50
4.1. Önerilen Yaklaşım a it Sonuçlar	50
4.2. Diğer Yöntemler ile Karşılaştırılması.....	60
4.3. Literatür ile Karşılaştırma	65
5. TARTIŞMA.....	66
6. KAYNAKLAR	70
ÖZGEÇMİŞ	77

TABLÖLAR LİSTESİ

Sayfa

Tablo 3.1	: Kullanılan veri seti ile ilgili detaylar	25
Tablo 3.2	: Her Ayakta 8 Sensörün Bulunduğu Yerler Sırasıyla Sol (L) ve Sağ(R) ayakta sensörlerin durduğu yerler	26
Tablo 4.1	: PH teşhis başarı oranları	51
Tablo 4.2	: Performans ölçütleri ile KNN	56
Tablo 4.3	: Veri seti gruplarının başarı performansları	58
Tablo 4.4	: Ayaklara göre başarı oranları	59
Tablo 4.5	: Kanallara Göre başarı oranları (Her iki ayaktaki sensörler için)	59
Tablo 4.6	: İstatistiksel Özniteliklere Göre Başarı Oranları	60
Tablo 4.7	: Öznitelik İndirgemenin sonra başarı oranları	61
Tablo 4.8	: Diğer Öznitelik çıkarım yaklaşımlar ile karşılaştırılması	62
Tablo 4.9	: R ve L parametrelerinin farklı değerlerine göre başarı oranları	65
Tablo 4.10	: Literatür ile Karşılaştırılması	66

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 3.1.	Kuvvet sensörlerin ayaklardaki yerleşim konumları.....	26
Şekil 3.2.	Simetrik bir arızanın sebep olduğu gerilim çökmesi (a) Gerilim dalga şekli (b) Gerilimin etkin değeri	27
Şekil 3.3.	PH teşhisi için önerilen sistem	28
Şekil 3.4.	Örnek ham bir işarete ait işaretler üzerinden 1D-LBP kodu hesaplama ..	33
Şekil 3.5.	Bir örnek sinyal parçası için aç örnekleri	34
Şekil 3.6.	Örnek aç örüntüler.....	35
Şekil 3.7.	dL ve dR parametrelerine göre oluşan örüntüler	36
Şekil 3.8.	Çarpıklık durumları (A)Çarpıklık olmayan durum, (B)Pozitif çarpıklık durumu, (C)Negatif çarpıklık durumu	44
Şekil 3.9.	Basıklık durumları (A)BK>0 durumunda basıklık, (B)BK=0 durumunda normal dağılım, (C)BK<0 durumunda basıklık	45
Şekil 3.10:	KNN yöntemi	47
Şekil 4.1.	Yürüyüş işaretlerine CAR, MCAR ve WCAR filtre yöntemlerin uygulanması	52
Şekil 4.2.	Sol ayak sinyallere LBP yönteminin uygulanması (Kontrol grubu). Orijinal sinyaller, LBP uygulandıktan sonra elde edilen sinyaller, LBP sinyallere ait histogramlar.....	53
Şekil 4.3.	Sol ayak sinyallere LBP yönteminin uygulanması (Hasta grubu). Orijinal sinyaller, LBP uygulandıktan sonra elde edilen sinyaller, LBP sinyallere ait histogramlar	54
Şekil 4.4.	WCAR parametrelerine göre KNN algoritması başarı oranları	55
Şekil 4.5.	WCAR parametrelerine göre LR algoritması başarı oranları.....	56
Şekil 4.6.	WCAR parametrelerine göre RF algoritması başarı oranları	57
Şekil 4.7.	Sol ayak sinyallere Aç yönteminin uygulanması (Hasta grubu) sonucu oluşan gül histogramlar	63
Şekil 4.8.	Sol ayak sinyallere Aç yönteminin uygulanması (Kontrol grubu) sonucu oluşan gül histogramlar	64
Şekil 4.9.	Farklı R ve L değerlerine göre başarı oranları	65

KISALTMALAR VE SİMGELERLİSTESİ

<u>Kısaltma</u>	<u>Açıklama</u>
CAR	: Common Average Reference
DCT	: Discrete Cosine Transform
DFT	: Discrete Fourier Transform
DWT	: Discrete Wavelet Transform
FOG	: Freezing Of Walking
MCAR	: Median Common Average Reference
PH	: Parkinson Hastalığı
WCAR	: Weight Common Average Reference

ÖZET

DOKTORA TEZİ

PARKINSON HASTALIĞININ TEŞHİSİ İÇİN YÜRÜYÜŞ SİNYALLERİNDE ARTEFAKT GİDERME ALGORİTMALARININ UYGULANMASI

Erdoğan ÖZEL

**Siirt Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

Danışman : Doç. Dr. Yılmaz KAYA

2021, 77 + XI Sayfa

Parkinson Hastalığı (PH) zamanla ilerleyen nörolojik bir hastalıktır. Bu durumdan etkilenen insanlar, beynin sinir hücrelerinde bulunan ve insanların hareketini koordine etmede hayati bir rol oynayan bir kimyasal olan dopamin sıkıntısı yaşarlar. PH ilerledikçe, hastalanan kişi normal olarak hareketlerini kontrol edemez. PHndan etkilenen bireyler, hastalığın farklı aşamalarında yürüyüş bozuklukları ve titreme olayları gibi belirgin semptomlar gösterirler. Yürüyüş bozuklukları, yürüme hızının azalması ve küçük adımlar şeklinde kendini göstermektedir. Yürüyüş bozukluğu, hastalığın tüm aşamalarında ilerleyicidir. Yürüyüş bozukluğu kas sertliği, azalmış kuvvet, anormal ritmiklik, vücudun sol ve sağ kısımlarının asimetrisi ve adım uzunluklarının anormal ölçeklenmesinden kaynaklanmaktadır. PH hareket bozukluğu semptomları olan bir sinir hastalığı olduğundan, merkezi sinir sistemindeki dejenerasyon hastalığın erken evresinde bireyin lokomotor sistemleri kontrol etme yeteneğini azaltır. Dolayısıyla yürüyüş etkilenir ve böylece yürüyüşün analizi PH'nın erken tespiti için nicel ve noninvaziv bir yöntem sunmaktadır. Ayak üzerindeki güç dağılımı PH ve sağlıklı kişiler için değişmektedir. Bu güç dağılımların karakteristik özellikleri sağlıklı ve hasta bireyleri birbirinden ayırt etmek için kullanılabilir. Yürüyüş analizi genellikle yürüme performansının değerlendirilmesi için rutin klinik testin bir parçası olarak kullanılır. Bu çalışmada, Parkinson hastası olan bireyleri yürüyüş işaretlerinden sağlıklı bireylerden ayırtılması için yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Yürüyüş ve titreme işaretleri PH teşhisinde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Yürüyüş işaretleri genellikle çok kanallı olarak ölçülmektedir. Bir kanalda işaretler ölçülürken diğer kanalların gürültü etkisi olabilir. Bundan dolayı işaretlerde olası gürültülerin temizlenmesi için yürüyüş işaretlerine CAR, MCAR ve WCAR yöntemleri uygulanmıştır. Oluşan temiz sinyallerden LBP dönüşümü uygulandıktan sonra istatistiksel öznitelikler çıkarılmıştır. Bu öznitelik grupları KNN, LR ve RF gibi sınıflandırma algoritmaları ile sınıflandırılmıştır. Bu çalışmada önerilen yaklaşımı test etmek için üç farklı çalışmadan elde edilmiş toplam 93 Parkinson hastasının (PD) (ortalama yaş: 66.3 yıl; %63 erkek) ve kontrol amaçlı 73 sağlıklı bireyin (CO) (ortalama yaş: 66.3 yıl; %55 erkek) yürüme ölçümlerini içermektedir. “Ga” olarak etiketlenmiş veri seti 29 Parkinson hastadan ve 18 kontrol grubu denekten elde edilmiş 113 (75 PH+38 Kontrol) kayıt içermektedir. “Ju” olarak

etiketlenmiş veri seti ise 29 Parkinson hastadan ve 26 kontrol grubu denekten elde edilmiş 129 (104 PH+25 Kontrol) kayıt içermektedir. Son olarak “Si” olarak etiketlenmiş veri setinde 35 Parkinson hasta ve 29 kontrol denekten elde edilmiş 64 (35PH+29 Kontrol) kayıt içermektedir. Sonuçlara bakıldığında gürültüleri en iyi temizleyen adaptif bir yöntem olan WCAR yöntemi bulunmuştur. Sınıflandırma metodu olarak ise en iyi sınıflandırıcı KNN yöntemi olarak gözlenmiştir. En iyi başarı oranı %92.96 olarak bulunmuştur. Çalışmada ayrıca PH teşhisinde hangi ayaktaki işaretlerin etkili olduğu incelenmiştir. Kullanılan veri setine göre PH teşhisinde Sol ayaktaki işaretlerin daha iyi ayırt edici özellikler sağladığı görülmüştür. Veri seti, normal, kendi kendine seçilen hızlarında, düz bir zeminde yaklaşık 2 dakika boyunca yürütülerek, bireylerin düşey yer tepkime kuvveti (vertical ground reaction force, VGRF) kayıtları elde edilmiştir. Bireylerin her ayağı altında, zamanın bir fonksiyonu olarak gücü (Newton cinsinden) ölçen 8 sensör bulunmaktadır. Her sensörden kayıt edilen işaretlere filtre yöntemler uygulandıktan sonra çıkarılan özelliklerin kullanılması ile gözlenen başarı oranı %84.02 olarak elde edilmiştir. Sensör 5 ayak tabanlarının tam orta kesiminde bulunmaktadır. Dolayısıyla ayak tabanlarının merkezlerinden elde edilen işaretler diğer bölgelerdeki işaretlere daha etkin işaretler sağladığı görülmüştür. Sonuçlara bakıldığında işaretlerde gürültü temizleme yöntemlerinin PH teşhisinde başarıyı artırdığı görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Açık dönüşümü, Gürültü temizleme algoritmaları, LBP Dönüşümü, Parkinson hastalığı

ABSTRACT

Ph.D THESIS

APPLICATION OF ARTIFACT REMOVAL ALGORITHMS IN WALKING SIGNALS FOR DIAGNOSIS OF PARKINSON'S DISEASE

Erdoğan ÖZEL

**The Graduate School of Natural and Applied Science of Siirt University
The Degree of Doctor of Philosophy
In Electrical-Electronics Engineering**

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Yılmaz KAYA

2021, 77 + XI Pages

Parkinson's Disease (PD) is a neurological disease that progresses over time. People affected by this condition experience a shortage of dopamine, a chemical found in the nerve cells of the brain that plays a vital role in coordinating people's movement. As PH progresses, the sick person cannot control their movements normally. Individuals affected by Parkinson's disease show distinctive symptoms such as gait disturbances and episodes of tremors at different stages of the disease. Gait disorders are manifested in the form of decreased walking speed and small steps. Gait disturbance is progressive in all stages of the disease. Gait disturbance is due to muscle stiffness, decreased strength, abnormal rhythmicity, asymmetry of the left and right parts of the body, and abnormal scaling of stride lengths. The power distribution on the foot varies for PH and healthy people. The characteristic features of these power distributions can be used to distinguish between healthy and sick individuals. Gait analysis is often used as part of routine clinical testing to evaluate walking performance. In this study, a new approach is proposed to differentiate individuals with Parkinson's disease from healthy individuals by gait signals. Gait and trembling signs are widely used in diagnosing PH. Gait signals are usually measured multi-channel. When measuring signals on one channel, other channels may have a noise effect. Therefore, CAR, MCAR and WCAR methods have been applied to the walking signs in order to remove possible noise in the signs. Statistical features were extracted from the generated clean signals after applying the LBP transform. These feature groups are classified by classification algorithms such as KNN, LR and RF. To test the proposed approach in this study, a total of 93 Parkinson's patients (PD) (mean age: 66.3 years; 63% male) and 73 healthy subjects (CO) for control purposes (mean age: 66.3 years; 55% male) were recruited from three different studies. includes gait measurements. The data set labeled "Ga" includes 113 (75 PH+38 Control) records obtained from 29 Parkinson's patients and 18 control subjects. The data set labeled "Ju" includes 129 (104 PH+25 Control) records obtained from 29 Parkinson's patients and 26 control subjects. Finally, the data set labeled as "Si" includes 64 (35PH+29 Control) records obtained from 35 Parkinson's patients and 29 control subjects. Looking at the results, the WCAR method, which is an adaptive method that cleans the noises best, was found. As for the classification method, the best classifier was observed as the KNN method. The best success rate was found as 92.96%. The study also examined which foot marks are effective in diagnosing PH. According to the data set used, it was seen that the left foot signs provided better distinguishing features in diagnosing PD. Vertical ground reaction force (VGRF) recordings of individuals were obtained by running the data set at normal, self-selected speeds for approximately 2 minutes on a flat surface. Under each foot of individuals, there are 8 sensors that measure power (in Newtons) as a function of time. The success rate observed by using the extracted features after applying filter methods to the recorded signals from each sensor was obtained as 84.02%. Sensor 5 is located in the middle of the soles of the feet. Therefore, it was seen that the signs obtained from the centers of the soles of the feet provided more effective signs to the signs in other regions. When the results were examined, it was seen that the noise removal methods in the signs increased the success in the diagnosis of PH.

Keywords: Angle transform, LBP Transform, Noise removal algorithms, Parkinson disease.

1. GİRİŞ

PH Alzheimer hastalığından sonra en sık karşılaşılan, beyindeki hücre dejenerasyonu (işlev kaybı ile hücre ölümü) ile devam eden bir nörolojik hastalıktır. Bu hastalıkta beyinde dopamin isimli bir molekülü üreten nöronların kaybı izlenmektedir. Dopamin salgılayan hücreler özellikle beyin sapında substantia nigra isimli bir bölgede bulunmaktadır ve bazal ganglia isimli, beyinde motor hareketin düzenlenmesi görevini üstlenmiş olan başka bir bölge ile yakın ilişki halindedir. Substantia nigradaki hücrelerin zamanından önce ölmesi sonucunda bazal gangliaya yeterli dopaminerjik sinyalin gitmemesi sonucunda bazal ganglianın beyin korteksindeki uyarıcı etkisi azalmakta, bunun sonucunda da hareketlerin yavaşlaması, titreme, denge kayıpları gibi yakınmaların oluşmasına neden olmaktadır (Kürtüncü, 2011).

James Parkinson'un "titreme felci" üzerine çığır açan makalesinden iki yüz yıl sonra, orijinal klinik gözlemlerinin çoğu zamana direndi. PH'nın bir hareket bozukluğu olarak algılanmasının ötesinde, o zamandan beri bilişsel bozukluk, otonomik işlev bozukluğu, uyku bozuklukları, depresyon ve hipozmi (bozuk koku) gibi çok sayıda motor olmayan özelliğin, hastalığın bir parçası olduğu ortaya çıkmıştır. PH'nın nöropatolojisinin ve sinir sistemi boyunca ilerlemesinin yanı sıra hastalığın ve belirtilerinin altında yatan moleküler ve nörofizyolojik mekanizmalar ve bozulmaların anlaşılmasında muazzam ilerleme kaydedilmiştir. Her şeyden önce, farmakolojik dopamin ikamesine (L-DOPA tedavisi) odaklanan, ancak derin beyin stimülasyonunun (DBS) tanıtılması gibi önemli iyileştirmeler ve çığır açan açılımlara sahip, oldukça etkili tedaviler mevcut hale gelmiştir. Tedavideki bu ilerlemeler, kuşkusuz PH'nın, hastalığın başlangıcından on yıl sonrasına kadar sürekli semptom kontrolü ve yaşam kalitesine (QOL) yol açan, etkili bir şekilde yönetilebilen bir nörodejeneratif hastalığın ilk ve hala benzersiz örneği haline getirmiştir. Bununla birlikte, bu tedavilerin hiçbirisi iyileştirici değildir ve PH, en azından tedaviye dirençli motor problemlerin ve motor olmayan belirtilerin artan ciddiyeti nedeniyle, sonunda ciddi sakatlığa neden olan ilerleyici bir hastalık olarak kalır. Bu nedenle, hastalığın ilerlemesini değiştirmek ve sakatlığı daha da geciktirmek, mevcut ve gelecekteki araştırma çabalarıyla ele alınması gereken karşılanmamış temel ihtiyaçlardır. Gelecekteki büyük potansiyel, risk altındaki bireyleri ve tanımlayıcı motor semptomların başlangıcından önce ortaya çıkan erken belirtileri belirlemeye yönelik yöntemlerin geliştirilmesidir (Poewe ve ark., 2017).

PH'nın, tanımlanabilir bir neden olmaksızın pigmente aminojik beyin sapı nöronlarının kaybının neden olduđu ilerleyici parkinsonizmi ifade ederken, parkinsonizm basitçe bradikinezi, istirahat tremoru, rijidite ve postural refleks bozukluđu sendromunu ifade eder. Yaklaşık iki yüzyıl boyunca Parkinson'un klinik tanımı, epidemiyolojik olanlar da dahil olmak üzere klinik araştırmalar için bir çerçeve sağlamıştır. PH tanımları, 20. yüzyılın ortalarına kadar seçilen klinik ortamlarla sınırlıydı. O zamandan beri, epidemiyolojik yaklaşımlar sadece PH'nın nüfus dağılımını araştırmak için değil, aynı zamanda bu "idiyopatik" bozukluğun nedeni hakkında ipuçları toplamanın bir yolu olarak kullanılmıştır. PH nispeten seyrek olduđu için, bir çalışma için yeterli sayıda vakayı belirlemek için geniş bir taban popülasyonu araştırılmalıdır. Bazı durumlarda, PH vakaları, tanımlanmış coğrafi alanlarda veya numaralandırılmış popülasyonlar da sağlık hizmeti listeleri aracılığıyla tanımlanabilir. Diğerlerinde, kapıdan kapıya anketler gibi sağlık sisteminden bağımsız olarak PH vakaları aranır. İkinci yaklaşımın vakaları hariç tutması teorik olarak en düşük olasılık olsa da, bu yaklaşımı kullanırken ilgili zaman ve maliyet de en yüksek düzeydedir (Kasten ve ark., 2007).

En yaygın nörodejeneratif bozukluklardan biri olan PH'nın nedenleri hala büyük ölçüde bilinmemektedir. Mevcut düşünce, büyük gen mutasyonlarının tüm vakaların sadece küçük bir kısmına neden olduđu ve çoğu durumda genetik olmayan faktörlerin, muhtemelen duyarlılık genleriyle etkileşim içinde bir rol oynadığıdır. Bu tür genetik olmayan risk faktörlerini belirlemek için çok sayıda epidemiyolojik çalışma yapılmıştır, ancak çoğu küçük ve metodolojik olarak sınırlıydı. Daha büyük, iyi tasarlanmış ileriye dönük kohort çalışmaları, olası risk faktörlerini ve bunların etkileşimlerini araştırmak için yeterli sayıda vakaya ve kişi-yıllık takiplere sahip oldukları bir aşamaya ancak son zamanlarda ulaşmıştır. Bu yazıda, epidemiyolojik çalışmalardan PH prevalansı, insidansı, risk faktörleri ve prognozu hakkında bilinenleri gözden geçiriyoruz (De Lau ve ark., 2006).

PH, Alzheimer ve epilepsi dâhil olmak üzere nörolojik bozukluklar, hastaların ve ailelerinin yaşamlarını derinden etkiler. PH yalnızca Kuzey Amerika'da bir milyondan fazla insanı etkilemektedir. Üstelik, yaşlanan bir popülasyon, bu sayının 60 yaşından sonra prevalans oranlarının hızla arttığını öne sürdüğü için artması beklenen anlamına gelir. Artan sosyal izolasyona ek olarak, PH'nın finansal yükü de önemlidir ve gelecekte artacağı tahmin edilmektedir. Özellikle hastalığın erken dönemlerinde, semptomların belirgin şekilde hafifletilmesini sağlayan ilaçlar mevcut olmasına rağmen

halen bir tedavisi yoktur. Bu nedenle PH olan çoğu kişi, büyük ölçüde klinik müdahaleye bağlı olacaktır (Little ve ark., 2011).

PH için, tanı kriterleri seçiminin araştırma sonuçlarını nasıl etkilediği hakkında çok az şey bilinmektedir. Üç toplum çalışmasından (Arjantin, Hollanda, İtalya'dan) PH verilerini kullanarak, birkaç tanı kriteri setinin prevalansı üzerindeki etkisi karşılaştırıldı. Her set temel belirtilere (istirahat tremoru, bradikinezi, rijidite, bozulmuş postural refleksler) dayanıyordu ve diğer parkinsonizmlerin dışlanmasını gerektiriyordu. Bazı setlerin, semptomların süresi, işaretlerin asimetrisi veya ilaca yanıt ile ilgili ek gereksinimleri vardı. Prevalans açısından, çok daha düşük tahminler, işaretlerin asimetrisi ve ilaca verilen yanıtın gereklilikleriyle ilişkilendirildi. Bu klinik özelliklerin değerlendirilmesi toplum araştırmalarında pratik olmayabilir. Bozulmuş duruş refleksleri, temel bir işaret olarak gereksiz görünüyordu. PH ile ilgili toplum çalışmaları için, aşağıdaki tanı kriterlerini önerildi: parkinsonizmin diğer belirgin nedenlerinin yokluğunda en az iki istirahat tremoru, bradikinezi veya rijiditedir (De Rijik ve ark., 1997).

PH en yaygın nörodejeneratif hareket bozukluğudur. Avrupa'da, PH için prevalans ve insidans oranları, sırasıyla yılda yaklaşık 108–257/100 000 ve 11–19/100 000 olarak tahmin edilmektedir. Risk faktörleri yaş, erkek cinsiyet ve bazı çevresel faktörleri içerir. Çoğu hastada hastalığın etiyolojisi bilinmemekle birlikte farklı genetik nedenler tanımlanmıştır. PH'nın ailesel formları vakaların sadece %5-15'ini oluşturmasına rağmen, bu aileler üzerinde yapılan çalışmalar, hastalığın genetiği ve patogenezi hakkında ilginç bilgiler sağlayarak, hastalığın patogenezinde yer alan genlerin tanımlanmasına olanak tanıdı ve hastalığın mekanizmaları hakkında kritik bilgiler sağladı. PH'nın temel motor semptomları tremor, rijidite, bradikinezi/akinezi ve postural instabilitedir. Ancak klinik tablo, diğer motor ve motor olmayan semptomları içerir. Tanısı esas olarak klinikte, ancak spesifik araştırmalar diğer parkinsonizm biçimlerinden ayırıcı tanıya yardımcı olabilir. Patolojik olarak, PH, substantia nigra'nın pars compacta'sındaki dopaminerjik nöronların kaybı ve Lewy cisimcikleri olarak adlandırılan sitoplazmik inklüzyonlarda bulunan yanlış katlanmış α -sinüklein birikimi ile karakterize edilir. Hâlihazırda mevcut tedaviler, motor semptomların iyi bir şekilde kontrol edilmesini sağlar, ancak hastalığın evrimini değiştirmez. Bu makale, genel nörolog için PH'nın kapsamlı, genel ve pratik bir incelemesini sağlamayı amaçlamaktadır (Balestino ve ark., 2020).

PH, özellikle ileri yaşlarda en sık yaşla ilişkili ikinci nörodejeneratif bozukluktur. Cinsiyetin gelişiminde cinsiyet, erkeklerde kadınlara oranla yaklaşık olarak iki kat daha sık olarak yaygın olduğu gerçeğinden yansıdığı için önemli bir faktördür (Jurado-Coronel ve ark., 2017).

PH, çoğu durumda, genetik ve çevresel olanlar dahil olmak üzere çoklu risk ve koruyucu faktörlerin birleşik etkilerinden kaynaklanan çok faktörlü bir bozukluk olarak kabul edilir. Bu derleme, PH'nın tanımlayıcı, prognostik ve etiyolojik epidemiyolojik çalışmalarının değerlendirilmesinde yer alan bazı metodolojik zorlukları tartışmakta ve ana bulgularını özetlemektedir (Elbaz ve ark., 2016).

PH genelde hastanın motor becerileri, konuşması ve diğer vücut işlevlerinde zarara yol açan bir merkezi sinir sistemi bozukluğudur. İlk kez 1817'de İngiliz Doktor James Parkinson tarafından tanımlanan ve "sallayıcı ya da titrek felç" olarak nitelendirilen hastalık dünyada 10 milyona yakın kişiyi etkileyen, yaygın bir nörolojik sağlık sorunudur. Türkiye'de 200 bin Parkinson hastası olduğu tahmin edilmektedir. Ülkemizde PH, 65 yaş ve üzerindeki her 100 kişiden birinde görülmekte ve her yıl yaklaşık 10000 kişiye Parkinson hastası tanısı konmaktadır (İsenkul ve ark., 2011).

Sporadik (zaman zaman ve tek tük sayılarda görülme) PH, birden fazla nöron sistemini içerir ve birkaç duyarlı sinir hücresinde gelişen değişikliklerden kaynaklanır. Nöropatolojik tanı için esas olan α -sinüklein-immünopozitif Lewy nöritleri ve Lewy cisimcikleridir. Patolojik süreç spesifik indüksiyon bölgelerini hedefler: lezyonlar başlangıçta glossofaringeal ve vagal sinirlerin dorsal motor çekirdeğinde ve ön koku alma çekirdeğinde meydana gelir. Bundan sonra, daha az savunmasız nükleer griler ve kortikal alanlar yavaş yavaş etkilenir. Beyin sapındaki hastalık süreci, bireyler arası çok az varyasyonla artan bir seyir izler. Ön koku alma çekirdeğindeki patoloji, beyin sapında gelişene göre ilgili alanlara daha az giriş yapar. Anteromedial temporal mezokorteks ile başlayan kortikal tutulum ortaya çıkar. Oradan neokorteks yenik düşerek yüksek dereceli duyuşal ilişki ve prefrontal alanlar ile başlar. Önce duyuşal ilişki/premotor alanları ve birincil duyuşal/motor alanları sıralayın. Bu çalışma, lezyonların kolaylıkla tanınabilir topografik boyutuna dayalı bir evreleme prosedürü öneren tesadüfi ve semptomatik Parkinson vakalarında patolojinin seyrini izlemektedir (Break ve ark., 2003).

PH olan kişilerde yürüyüşün biyomekaniği ve motor kontrolü, dünya genelinde hâlihazırda meydana gelen hızlı yaşlanma nedeniyle araştırmacılar için artan bir ilgi konusu olmuştur. PH çoğunlukla yaşlı insanları etkiler. Yürüme, yazma ve konuşma

gibi motor görevlerinin yerine getirilmesinde zorluklara yol açar. Her ne kadar PH'li kişiler basit düz çizgi yürüme görevlerini göreceli olarak kolayca yapabilseler de, yürürken ve dönerken, eşzamanlı motor veya bilişsel görevleri yerine getirirken, engelleri aşarken veya karmaşık topluluk ortamlarında yürümeye kalkıştıklarında ciddi zorluklarla karşılaşır (Morris ve ark., 2001).

Yürüme bozukluğu, PH'nın demans ve inme gibi beyin bozukluğunun erken bir özelliği olup, düzgün hareket etme becerisinin kaybedildiği apraktik yürüme modellerine yol açar. Bunun nedeni, çevrenin güvenli bir şekilde müzakere edilmesini sağlayan dengeyi kontrol eden insan hareket kontrolü ve duyuşsal geri bildirim sisteminin bozulmasıdır (Lana and Shihb, 2014).

PH ilerledikçe, hastalanan kişi normal olarak hareketlerini kontrol edemez. PH'ndan etkilenen bireyler, hastalığın farklı aşamalarında yürüyüş bozuklukları ve titreme olayları gibi belirgin semptomlar gösterirler. Tremor, PH'nda sık görülen bir semptomdur. Tremor, vücut kısımlarının istemsiz bir hareketidir. İlk başta, titreme belli bir vücut bölümünde bir kol, bacak veya vücudun bir tarafı gibi görünebilir ve daha sonra her iki tarafa da yayılabilir. Bu dinlenme tremor bir PH işaretidir (Abdulhay ve ark., 2018).

PH'nın motor bulguları ortaya çıkmadan bazı başka belirtiler kendini gösterebilir. Bunlar arasında ağrı, koku alma bozukluğu, REM uyku davranış bozukluğu (geceleri çok canlı rüyalar görüp, etrafındakilere zarar verebilecek vurma gibi bazı hareketlerle ortaya çıkan bir uyku bozukluğudur) ve otonomik sistem (mesane-bağırsak, tansiyon değişiklikleri gibi) bozuklukları gibi bulgular da izlenebilmektedir. PH'nın tipik bulguları ortaya çıkmaya başladığında yürürken kolları iki yanda normal şekilde sallamama, elde, bacaklarda veya çenede istirahat döneminde titreme, mimiklerin kaybının izlendiği maske yüz belirtisi, yazının giderek küçülmesi şeklinde zor okunur bir yazıya sahip olma, göz kırpmaya sayısında azalma, öne eğik ve yavaş şekilde yürüme, sık düşmeler, küçük adımlarla yürüme, donup kalmalar, hareketin ve konuşma hızının yavaşlaması, yutma bozuklukları, kabızlık, cinsel işlev bozuklukları, depresyon, psikoz, hayal görme, halüsinasyon, gündüz uyuklama hali, dürtü kontrol bozukluğu, ciltte yağlanmanın artması (sebore), bunama da izlenebilir (Kürtüncü, 2011).

PH baskın olarak bir hareket bozukluğu olmasına rağmen, depresyon ve demans gibi psikiyatrik sorunlar da dahil olmak üzere sıklıkla başka bozukluklar gelişir. Otonomik rahatsızlıklar ve ağrı daha sonra ortaya çıkabilir ve durum, etkilenen kişi için

yaşam kalitesinin bozulmasına neden olarak önemli sakatlıklara ve engellere yol açmaya devam eder (Bind ve ark., 2011).

PH, klasik olarak üç motor semptomla karakterize nörodejeneratif bir hastalıktır: bradikinezi, rijidite ve dinlenme tremoru. Son zamanlarda, hastalık fenotipinin aslında çok daha geniş olduğu anlaşılmıştır. Bu temel özelliklerden önce gelen ve PH'nın "premotor" semptomlarını oluşturan belirtiler vardır: kabızlık, mesane bozuklukları, hipozmi, otonomik işlev bozukluğu, depresyon ve uyku bozuklukları. Diğer uçta, ilerlemiş hastalıkta hastalar zayıf denge, düşme, kognitif bozukluk ve demanstan muzdariptir. Patolojik olarak PH semptomlarına beyin, omurilik ve periferik sinirleri içeren dejeneratif değişiklikler eşlik eder. Substantia nigra pars compacta'da (SNc) dopaminerjik nöronların derin bir tükenmesi vardır, fakat aynı zamanda locus coeruleus, hipokampus ve kortikal yapılar dahil olmak üzere diğer yapılarda da geniş çaplı dejenerasyon vardır. Bu değişikliklere Lewy cisimciklerinin, SNc ve diğer alanlarda bulunan proteinli kümelerin ve genellikle hipokampus ve kortekste bol miktarda bulunan dejenere Lewy nöritlerinin görünümü eşlik eder (Hirsch ve ark., 2021).

Günümüzde tıbbi araştırmalarda ve halk sağlığında PH'nı tanımak için kullanılan birçok yöntem vardır. Makine öğrenme ve bunun alt öğrenme yöntemlerinden genel olarak yararlanılmaktadır. Son yıllarda, araştırmacıların çoğu erken aşamada PH'nı saptamak için sinir ağlarını kullanıyor (Rustempasic ve Can, 2013).

PH'ı teşhis etmek için, Bagging, Boosting, rastgele orman, rotasyon ormanı, rastgele alt uzay, destek vektör makinesi, çok katmanlı algılayıcı ve karar ağacı temelli yöntemler gibi çeşitli makine öğrenmesi temelli yöntemler kullanılmaktadır (Tiwari, 2016).

Tedavide kullanılan Levodopa ilacı, PH için en etkili tedavi olmaya devam etmektedir. Bununla birlikte, ilaç, özellikle motor dalgalanmalar ve diskineziler olmak üzere çok çeşitli yan etkiler nedeniyle karmaşıktır. Uzun etkili dopamin agonistleri, bu komplikasyonların insidansının azalması ile ilişkilidir ve modern cerrahi yaklaşımlar ve daha sürekli dopaminerjik stimülasyon sağlamaya yönelik farmakolojik yöntemler, bu problemler üzerinde önemli bir iyileştirici etkiye sahiptir. Bu ilerlemelere rağmen, hastalığın ilerlemesi etkilenmeden kalır. Bu nedenle, dejenere olan nigrostriatal dopaminerjik nöronların yerini almak üzere tasarlanmış hücresel terapiler için büyük bir coşku olmuştur. Bununla birlikte, son fetal transplant denemeleri beklenen yararı gösteremedi ve "ilaç dışı diskineziler" ile komplike hale geldi. Başarılı olsa bile, bu tür bir tedavi, geç evre PD'de "dopaminerjik olmayan" semptomların yaşam kalitesi

üzerindeki giderek artan kritik rolünü vurgulayan mevcut tıbbi ve cerrahi deneyimler göz önüne alındığında, mevcut tedavilerden daha iyi bir sonuç vermeyecek şekilde önceden belirlenmiş olabilir. Bu sorunları açıklayan nörodejenerasyonun yaygın, çok sistemli doğası hakkında bilgi, nigrostriatal dopamin sisteminin restorasyonunun gelecekteki araştırmaların nihai hedefi olmaması gerektiğini göstermektedir (Lang ve ark., 2004).

Sağlık alanında meydana gelen hızlı değişikliklerle karar destek sistemleri giderek daha önemli bir rol oynamaktadır. Veri Madenciliği, önceden bilinmeyen ve potansiyel olarak faydalı bilgilerin verilerin önemsiz bir şekilde çıkarılması olarak tanımlanıyor. Bu araştırma makalesi, günümüzde tıbbi araştırma ve halk sağlığı alanında kullanılan veri madenciliği tekniklerini kullanarak veri tabanlarındaki mevcut bilgi keşfi tekniklerini araştırmayı amaçlamaktadır. Semptomun diğer hastalıklarla örtüşmesi nedeniyle, PH'nın klinik tanısının sadece %75'inin otopside idiopathic PH olduğu doğrulanmıştır. Uzman sistemler ve sınıflandırma için farklı Yapay Zeka teknikleri, uzman için iyi destekleyici olma potansiyeline sahiptir. Sınıflandırma sistemleri tanının doğruluğunu ve güvenilirliğini arttırmada yardımcı olabilir ve olası hataları en aza indirmenin yanı sıra tanıyı daha etkin hale getirir (Ramani ve Sivagami, 2011).

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Morris ve ark. (2001) çalışmalarında, PH olan kişilerde yürüyüşün biyomekaniği ve motor kontrolü, dünya genelinde halihazırda meydana gelen hızlı yaşlanma nedeniyle araştırmacılar için artan bir ilgi konusu olmuştur. PH çoğunlukla yaşlı insanları etkiler ve yürüme, yazma ve konuşma gibi motor görevlerinin yerine getirilmesinde zorluklara yol açar. Her ne kadar PH olan kişiler basit düz çizgi yürüme görevlerini göreceli olarak kolayca yapabilseler de, yürürken ve dönerken, eşzamanlı motor veya bilişsel görevleri yerine getirirken, engelleri aşarken veya karmaşık topluluk ortamlarında yürümeye kalkıştıklarında ciddi zorluklarla karşılaşır. Bunun nedeni, bazal ganglionların PH'de disfonksiyonel olmaları ve yetenekli gönüllü hareketlerin motor kontrolündeki rollerinin tehlikeye girmesidir. Levodopa, GABA ve asetilkolin gibi nörotransmitterlerdeki dengesizlik bazal gangliyonlarda meydana geldiğinde, hastalar ardışık ve karmaşık motor becerilerin gerçekleştirilmesinin zor olduğunu ve hareketlerin boyutlarının çok yavaş ve çok küçük olduğunu bulmuştur. Denge bozukluğu aynı zamanda hastalığın ileri evrelerinde de yaygındır ve bağımsız ve güvenli bir şekilde yürümeye devam etme yeteneğini daha da tehlikeye atmaktadır.

Moore ve ark. (2008) çalışmalarında, PHnda, yürüyüşün donması (FOG) yaygın, tedaviye dirençli ve yaşam kalitesini olumsuz yönde etkilediğini belirttiler ve çalışmalarında 11 PH hastasında ambulatuvar bir FOG monitörü kullandılar. Sol gövdenin dikey doğrusal ivme, 100 Hz hızında bir cep PC'ye kablosuz olarak veri ileten ayak bileğine monte edilmiş bir sensör dizisi kullanılarak elde edilmiştir.

İsenkul ve ark. (2011) çalışmalarında, Parkinson hastası olan ve sağlıklı bireylerden alınan ses örneklerinden ölçütler çıkarıp ses tellerinin yanlış ve kötü kullanımı sonrası ortaya çıkan ses bozukluklarını tespit ederek, Parkinson hastalarını sağlıklı bireylerden ayırmayı amaçlamışlardır. Bu çalışmada, 21'i Parkinson hastası ve 20'si sağlıklı bireylerden olmak üzere toplam 41 kişiden ses kayıt örnekleri alınmıştır. 41 kişiden 26 farklı ses örneği alınarak zaman-frekans tabanlı öznelilikler çıkarılmıştır. Bu öznelilikler ayrı ayrı KNN yakın komşu, çok katmanlı algılayıcı ve destek vektör makineleri sınıflandırıcılarına beslenerek sistemlerin PH'nın teşhisindeki doğruluk, duyarlılık ve özgüllükleri ölçülmüştür. Bununla birlikte, 21'i Parkinson hastasından alınan ses örneklerinden çıkarılan öznelilikler maksimum, minimum, ortalama, medyan ve standart sapma merkezi eğilim ölçüleri ile temsil edilmiş ve sınıflandırıcılar bu

öznitelikler ile de çalıştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, hastalardan alınan farklı ses örneklerinin merkezi eğilim ölçülerinden medyan ve ortalama ile temsil edilmesinin en istikrarlı ve başarılı sonuçları verdiğini göstermiştir.

Tripoliti ve ark. (2013) çalışmalarında, PHndan (PH) muzdarip hastalarda yürüyüşün donmasını (FOG), hastanın vücuduna yerleştirilen takılabilir sensörlerden (altı ivmeölçer ve iki jiroskop) alınan sinyalleri kullanarak tespit etmişlerdir. Bu amaçla dört aşamadan oluşan otomatik bir metodoloji geliştirdiler. İlk aşamada, sinyal kaybına veya bozulmasına bağlı eksik değerler değiştirilir ve daha sonra (ikinci aşama) ham sinyalin düşük frekanslı bileşenleri çıkarılır. Üçüncü aşamada, ham sinyalin entropisi hesaplanır. Son olarak (dördüncü aşama), dört sınıflandırma algoritması test edilmiştir (Naif FoG olaylarını tespit etmek için Bayes, Rastgele Ormanlar, Karar Ağaçları ve Rastgele Ağaç). Metodoloji, en uygun FOG bölüm algılamayı üretebilen sensörler setini sonuçlandırmak için birkaç farklı sensör konfigürasyonu kullanılarak değerlendirilmiştir. Beş sağlıklı kişiden, beşinde FOG belirtisi olan ve PH'dan muzdarip olan ancak FOG olaylarını göstermeyen beş hastadan oluşan sinyaller kaydedildi. Sonuçlar, önerilen metodolojinin tüm sensörler ve Rastgele Orman sınıflandırma algoritmasından gelen sinyalleri kullanarak %81.94 duyarlılık, %98,74 özgüllük, %96.11 doğruluk ve %98,6 eğri altındaki alan (AUC) ile FOG olaylarını tespit edebildiğini göstermektedir.

Lana ve Shihb (2014) yaptıkları çalışmada, PHnın (PH) teşhisi genellikle erken aşamalarında zor olduğunu belirttiler. Hastalığı olan kişilerin yaklaşık %40'ının teşhis edilemeyeceği tahmin edilmektedir. Geleneksel olarak, PHnın teşhisi çoğu zaman bir doktorun rijidite belirtilerini tanımak için zaman içinde hastayı gözlemlemesini gerektirir. Bu çalışmada, bir akıllı telefon kullanarak hastanın yürüme özelliklerini sürekli olarak izlemek ve kaydetmek için PDR tabanlı bir yöntem önerilmiştir. Bu çalışma ile PH hastasına tıbbi yardım alması ve doktorun hastalığın daha erken teşhis edilmesine yardımcı olması için erken uyarı sağlanmasında yararlı olabilir. Yürüme bozukluğu, PH, demans ve inme gibi beyin bozukluğunun erken bir özelliği olup, düzgün hareket etme becerisinin kaybedildiği apraktik yürüme modellerine yol açar. Bunun nedeni, çevrenin güvenli bir şekilde müzakere edilmesini sağlayan dengeyi kontrol eden insan hareket kontrolü ve duyuşsal geri bildirim sisteminin bozulmasıdır. Hareketlilik bozuklukları genellikle beyin bozuklukları ile ilişkilidir ve bazıları yürüyüş değişiklikleri, yürüyüş hızı ve adım uzunluğu gibi bazı yürüme özellikleri ile bilişsel gerilemeden önce görülebilir. Örneğin, daha düşük bir tempoya sahip daha yavaş

yürüyüş yapanların bulunduğunu ve daha azının adım uzunluğu, daha hızlı yürüyüş meslektaşlarına kıyasla bilişsel, hafıza ve diğer işlem işlevlerinde sorun yaşamaya daha yatkındı. Bu çalışmalar, yürüyüş özelliklerinin değişiminin sürekli izlenmesinin, gelecekteki bilişsel gerileme ile ilişkili motor değişikliklerini tespit etmede yararlı bilgiler sağlayabileceğini düşündürmektedir. Bu çalışmada, bir akıllı telefondaki ivmeölçer sensörünü kullanarak PH gibi bir beyin bozukluğu geliştirebilecek olası bir hastanın yürüme paternindeki değişiklikleri sürekli olarak izlemek için bir yöntem önerilmektedir.

Arora ve ark. (2015) çalışmalarında, PH'nın (PH) uzman teşhisini desteklemek için kullanılabilecek uzaktan, non-invazif ve objektif testlerin eksik olduğunu belirttiler. Katılımcılar, Birleşik PH Derecelendirme Ölçeği (UPDRS) de dahil olmak üzere klinikte başlangıç değerlendirmelerine tabi tutuldu ve ses, duruş, yürüyüş, parmak vurma ve tepki süresini değerlendiren bir akıllı telefon uygulamasını içeren bir Android işletim sistemi ile akıllı telefonlar sağlandı. Katılımcılar daha sonra akıllı telefonları bir ay boyunca günde dört kez beş görevi yerine getirmek için evlerine götürdüler. Haftada bir kez katılımcılar, UPDRS'nin yapıldığı bir modifiye (rijitlik ve denge değerlendirmesi hariç) bir PH uzmanı ile uzaktan (teletıp) iletişim kurdular. 10 PH kontrol ile 10 kişiden akıllı telefon kullanılarak kaydedilen beş görevlerin istatistiksel analizlerini kullanarak, (1) katılımcının PH'ye sahip olup olmadığını ve (2) UPDRS'nin değiştirilmiş motor bölümünü tahmin etmeyi ayırt etmeyi amaçlamışlar.

Camara ve ark. (2015) çalışmalarında, Parkinson hastalarının yaşadığı titremeleri belirlemek için farklı sınıflandırma yöntemlerinin kullanımı önerdiler. Daha önceki bazı araştırmalar, dış vücut sinyalleri üzerinde tremor analizine odaklanmıştır (örn., Elektromiyografi, ivme ölçer sinyalleri, vb.). Bu çalışmadaki avantaj, elde edilen sonuçların gerçek tıbbi cihazlara uygulanmasını kolaylaştıran alt-kortikal verilere erişmeleridir. Yerel alan potansiyelleri (LFP), içselleştirilmeden önce derin beyin stimülasyonu (DBS) cihazının implante elektrotlarını kullanan 7 Parkinson hastasının subtalamik çekirdeğinde kaydedildi. Ölçülen LFP sinyalleri, splintleme, aşağı örnekleme, filtreleme, normalleştirme ve yeniden-düzenleme ile ön-işlemden geçirildi. Daha sonra özellik ekstraksiyon bir dalgacık dönüşümü yoluyla çok seviyeli bir ayrışma yoluyla gerçekleştirilmiştir. Son olarak, yapay zeka teknikleri, tremortiplerin kümelenmesi ve tremor saptaması özellik seçimine uygulanmıştır. Bu yazının temel katkısı, yüksek derecede kesinliğe işaret eden, Tremor'daki Hareket Bozukluğu Derneği Konsensüs Beyannamesi'ne göre, grup-1'in iki farklı alt grubunda yer aldığını gösteren

ilk sonuçları sunmaktır. Bu tür sonuçlar, titremelerinin nasıl sınıflandırıldığına bağlı olarak, ilgili hastalar için farklı sonuç veren tedavilere yol açabilir. Ayrıca, tremor tespiti, hastanın sahip olduğu tremor alt tipine dayanan talep kaynaklı stimülasyon için yeni bir yaklaşım önermektedirler.

Ertuğrul ve ark. (2016) çalışmalarında, PH tespitinde standart bir yaklaşıma ulaşmak için, Tek Boyutlu Yerel İkili Modellere (To One-Dimensional Local Binary Models-1D-LBP) ve makine öğrenme yöntemlerine dayanan bir yaklaşım önermektedirler. 1D-LBP, bir sinyaldeki yerel değişikliklere duyarlı olan 1D-LBP üzerine kurulmuştur. Değerlendirme ve doğrulama aşamalarında, farklı görevlerde veya deney protokollerinde kaydedilen üç yürüyüş veri setinden oluşan PH (gaitpdb) veri setindeki yürüyüş kullanılmıştır. İstatistiksel özellikler, 1D-LBP tarafından dönüştürülmüş yürüyüş sinyallerinin oluşturulmuş histogramlarından kaynaklanmıştır. Tüm özellikler ve seçilen özellikler, makine öğrenme yöntemleri ile sınıflandırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, hem zaman hem de frekans alanlarındaki sinyallerden kaynaklanan istatistiksel özellikler ve literatürde bildirilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, önerilen yaklaşımın yürüyüşten PH saptamasında başarıyla kullanılabileceğini göstermiştir. Bu çalışma sadece bir PH saptama yöntemi geliştirmek için değil, aynı zamanda zamana bağlı sinyallerde yerel değişikliklerin tespit edilmesine dayanan genel amaçlı bir yaklaşım olduğunu belirtmişlerdir.

Little ve ark. (2011) çalışmalarında, PH'nın yaklaşık %90'ının bir tür işitme bozukluğu gösterdiğini ortaya koydular. Ses bozukluğu da hastalığın başlangıcındaki en erken göstergelerden biri olabilir ve ses ölçümü invaziv değildir ve yönetimi kolaydır. Bu nedenle, PH semptomlarının ilerlemesini saptamak ve ilerlemesini izlemek için ses ölçümü önemli olduğunu belirttiler.

Capeccia ve ark. (2016) çalışmalarında, Yürüyüşün dondurulması (FOG) olayını, PH'nda sık görülen ve oldukça rahatsız edici bir motor semptomu olarak tanımlamışlar. FOG'nin etkili yönetimi, epizodik yapısı, heterojen tezahürü ve ilaç tedavisine sınırlı yanıt verdiğini ifade ettiler. Akıllı telefon kullanarak ve FOG'yi gerçek zamanlı olarak saptamanın güvenilirliğini doğrulamak için PH ile ilgili FOG'den muzdarip 20 hasta üzerinde çalışıldı. Akıllı telefon kullanırken çift-görevli ve çift görüntülü video kayıtları Up ve Go (TUG) testi uygulamışlar. FOG tespit sisteminin güvenilirliğini değerlendirmek amacıyla videoların değerlendirildiği uzmanların kararları ile karşılaştırıldığında video ve ivme ölçümleri senkronize edilmiştir. Moore-

Bächlin Algoritmasının güvenilirliği ile ilgili önceki verileri doğrularken, bu yapı evriminin FOG bölümlerini daha yüksek hassasiyet ve özgüllükle tanımlayabildiğini belirtmektedirler.

Perumal ve Sankar (2016) yaptıkları çalışmada, PH olan hastalar, hastalığın erken bir döneminde titreme vakalarını gösterir ve daha sonra yürüme bozuklukları ve postural instabilite geliştirir. PH 'nin erken saptanması ve izlenmesi için hem yürüme hem de tremor özelliklerinin kullanılmasının etkisini araştırdılar. Giyilebilir sensörlerden toplanan verilerden çeşitli özellikler çıkarılmış ve iki grup arasında en iyi ayırt edebilecek en önemli özellikleri bulmak için istatistiksel analiz ve makine öğrenme teknikleri kullanılarak analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçların analizi, adım mesafesi, duruş ve sallanma fazları, topuk ve normalize edilmiş topuk güçlerinin özelliklerinin, diğer özellikler ile karşılaştırıldığında iki grup arasında daha iyi bir sınıflandırma elde edilmesine daha anlamlı katkıda bulunduğunu göstermektedir.

Zeng ve ark. (2016) çalışmalarında, yürüyüş analizi, insan hareketliliğinin ve sağlık hizmetlerinin iyi olmasının sağlanmasında önemli bir rol oynadığını ve PH'nda motor eksiklikler hakkında niceliksel bilgi elde etmek için değerli bir araç olduğunu belirttiler. Çalışmalarında PH'lı hastaları ve sağlıklı kontrol bireylerini, deterministik öğrenme kuramı ile yürüyüş analizini kullanarak sınıflandırmak (tanılamak) için bir yöntem önerdiler. Sınıflandırma yaklaşımı iki aşamadan oluşur: bir eğitim aşaması ve bir sınıflandırma aşaması. Eğitim aşamasında, yürüyüş dinamiğiyle temsil edilen yürüme özellikleri, normal ve kendi kendine seçilen konuların hızları altında dikey zemin reaksiyon kuvvetlerinden elde edilir. Sağlıklı kontrollerin ve PH hastalarının yürüyüş paternlerinin altında yatan yürüyüş dinamikleri Radyal temel fonksiyonu (RBF) sinir ağları tarafından yerel olarak yaklaşık olarak doğrulanmıştır. Yaklaşık yürüyüş dinamiği hakkında elde edilen bilgi, sabit RBF ağlarında saklanır. Sağlıklı kontrollerin ve PH hastalarının yürüyüş paternleri bir eğitim seti oluşturur. Sınıflandırma aşamasında, tüm eğitim yürüyüşü modelleri için dinamik bir tahminciler bankası oluşturulmuştur. Sabit RBF ağları tarafından temsil edilen yürüyüş dinamiği hakkında önceden bilgi, tahmin edicilere yerleştirilmiştir. Tahmin ediciler setini, sınıflandırılacak (teşhis edilen) belirli bir PH hastasının test yürüyüşü modeli ile karşılaştırarak bir dizi sınıflandırma hatası üretilir. Hataların ortalama L1 normları, eğitim yürüyüşü modellerinin dinamikleri ile test PH yürüyüş paterninin dinamiği arasındaki en küçük hata ilkesine göre sınıflandırma ölçümü olarak alınır. 93 PH hastasının yürüme paterni ve 73 sağlıklı kontrol beş kat çapraz doğrulama yöntemi ile sınıflandırıldığında,

sonuçların doğruluğu, duyarlılığı ve özgüllüğü sırasıyla %96.39, %96.77 ve %95.89'dur. Sonuçlara dayanarak, özelliklerin ve sınıflandırıcıların kullanıldığı iddia edilebilir. Bu çalışmada PH hastaları ve sağlıklı kontrol grupları arasındaki yürüyüş paternlerini etkili bir şekilde ayırt edilmiştir.

Polat (2012) çalışmasında, PH'nın tespiti için bulanık c-ortalamalarının (FCM) kümelemeye dayalı özellik ağırlıklandırmasının (FCMFW) uygulanmasını sunmaktadır. California Üniversitesi- Irvine makine öğrenme veri tabanından alınan PH veri setinin sınıflandırılmasında, sağlıklı insanları disfoniye tespit ederek PH'li insanlardan ayırmak için mevcut geleneksel ve standart dışı önlemlerin pratik değerleri FCMFW'nin girişine uygulanmıştır. FCM kümeleme algoritmasının temel amacı, hem doğrusal olarak ayrılabilir olmayan bir veri kümesinden doğrusal olarak ayrılabilir bir olana dönüşüm yapmak hem de sınıflar arasındaki ayırt edici performansı artırmaktır. Ağırlıklı PH veri seti, en yakın komşu (KNN) sınıflandırma sistemine sunulmuştur. PH sınıflamasında, KNN sınıflandırıcısındaki çeşitli k-değerleri kullanılarak ve birbirleriyle karşılaştırıldı. Ayrıca, KNN sınıflandırıcısındaki k-değerlerinin PH veri setlerinin sınıflandırılması üzerindeki etkileri araştırılmış ve en iyi k-değeri bulunmuştur. Deneysel sonuçlar, FCMFW ve KNN sınıflandırıcı olarak adlandırılan önerilen ağırlıklandırma yönteminin kombinasyonunun, PH'nin sınıflandırılmasında çok umut verici sonuçlar elde ettiğini göstermiştir.

Braga ve ark. (2019) çalışmalarında, kontrolsüz arka plan koşullarında serbest konuşma yoluyla PH'nın erken belirtilerini tespit etmek için bir metodoloji sunmuşlar. Erken algılama mekanizması, makine öğrenme algoritmalarıyla entegre sinyal ve konuşma işleme tekniklerini kullanır. Eğitim ve değerlendirme aşamalarında parametrelerin tahmininde, PH'nın farklı evrelerinde hastaların kayıtlarını içeren üç ayrı konuşma veri tabanı kullanmışlar. Sonuçlar, Rastgele Orman (RF) veya Destek Vektör Makinesi (SVM) tekniklerini kullanma potansiyelini ortaya koymaktadır. Ayarlandığında, bu algoritmalar, PH'nın varlığını çok yüksek bir doğrulukla tahmin etmek için güvenilir bir hesaplama yöntemi sağladığını göstermişlerdir.

Perrin ve ark. (2017) çalışmalarında, PH olan hastaların yaklaşık %30-40'ı hastalıklarında depresyon yaşamaktadır. Depresyon alt tiplerini ve risk altındaki grupların tanımlanması rutin klinik bakımda bir sorun olmaya devam etmektedir. Düşük yoğunlukta kalan bir cadde, PH depresyonunda ortaya çıkan cinsiyete özgü profillerdir. Bunu büyük bir klinik PH hastası örneğinde araştırmaya çalıştılar. 307 hasta kaydı klinik ve demografik faktörler için gözden geçirildi. Beck Depresyon Envanteri'nde

(BDI) hangi maddelerin depresif aralıkta (? 14) puan alan hastaların depresif olmayanlarda (? 13) puan alan hastaları ayırt etmede en faydalı olduğunu belirlemek için tekrarlayıcı ayırma kullandılar. Ayrıca, her iki cinsiyette de deprese olmayan hastalardan depresif olanı ayırt etmede en etkili olan BDI maddelerini tanımlamak için tekrarlayıcı bölümlmeyi kullandılar. Tüm kohortta depresif olmayanların deprese edilmesinde en yararlı olan BDI üzerindeki maddelerin bir alt kümesini belirleyebildiler. PH depresyonu olan erkek ve kadınların partiyonu, kadınlarda belirgin olarak öne çıkan farklı anahtar BDI maddelerine dayanırken, PH'de depresyon ile ilişkili olan daha klasik faktörler (apati ve libido kaybı) erkeklerde daha belirgindir. Depresyonda depresyonun temel özellikleri olarak daha önce tanımlanmayan özgün faktörler depresif kadınların depresyonu olmayan kadınlardan ayrılmasında en faydalı bulunmuştur. Bu, geçmiş çalışmalarda kadına özgü bir depresif profilinin yeterince takdir edilmemesi olasılığını doğurmaktadır. Bunun gelecekteki araştırma, teşhis ve tedaviyi nasıl etkileyebileceğini ayırt etmek için ilave çalışmalara ihtiyaç vardır.

Travieso ve ark. (2017) çalışmalarında, temel olarak zaman gecikmeli emülasyon alanlarının analizine dayanan farklı karmaşıklık ölçütlerini dikkate alarak, lineer olmayan dinamikleri kullanarak ses hastalıklarını karakterize etmek için yeni bir metodoloji önerdiler. Sağlıklı ve patolojik konuşma sinyalleri arasındaki ayrım, K-kat çapraz validasyon stratisyonu sonrasında eğitilen bir RBF-SVM kullanılarak şekillendirilir. Üç farklı ses bozukluğu, laringeal patolojilerden kaynaklanan disfoni, yarı dudak ve damaktan kaynaklanan hipernasalite ve PH'na bağlı disfartri için yaklaşık %99 oranında doğruluk elde edilmiştir.

Gürüler (2017) çalışmasında, PH'nın tanı problemini ele almak için yeni bir hibrit tanı sistemi geliştirdi. Bu çalışmanın ana yeniliği, k-ortalama kümelemeye dayalı özellik ağırlıklandırma (KMCFW) yönteminin ve karmaşık değerli bir yapay sinir ağınnın (CVANN) bir kombinasyonunu içeren önerilen yaklaşımda yatmaktadır. PH tanısında konuşma ve ses örneklerinden elde edilen özellikleri içeren bir Parkinson veri seti kullanıldı. PH nitelikleri, KMCFW metodu kullanılarak ağırlıklandırılır. Elde edilen yeni özellikler karmaşık sayı formatlarına dönüştürülür. Bu özellik değerleri CVANN'ye bir girdi olarak sunulmuştur. Önerilen sistemin etkinliği ve PH veri setine karşı beş farklı değerlendirme yöntemi açısından titizlikle değerlendirildi. Deneysel sonuçlar, KMCFW-CVANN adlı önerilen hibrit sistemin, literatürde ayrıntılı olarak açıklanan diğer yöntemlerden önemli ölçüde daha iyi performans gösterdiğini ve bugüne kadar rapor edilen en yüksek sınıflandırma sonuçlarını %99.52 sınıflandırma

doğruluğuyla elde ettiğini göstermiştir. Bu nedenle, önerilen sistemin daha doğru bir PH tanısı için umut verici olduğu görülmektedir. Ayrıca, uygulama, karmaşık değerli bir algoritmanın sınıflandırma yeteneğinin, gerçek değerli bir veri setine göre güvenilirliğinin yüksek olduğu sonucunu teyit etmektedir.

Naranjo ve ark. (2017) çalışmalarında, PH'na yakalanan insanların, yinelenen ses kayıtlarından otomatik olarak çıkarılan akustik özelliklerine dayanarak sağlıklı insanlardan ayırmaya çalışmışlar. İki aşamalı değişken seçim ve sınıflandırma yaklaşımı, çoğaltma temelli deney tasarımı uygun bir şekilde eşleştirmek için geliştirilmiştir. İstatistiksel yaklaşımın belirlenme şekli, hesaplama problemlerinin kolay uygulanabilen bir Gibbs örnekleme algoritması kullanılmış. Önerilen yaklaşım, örneklem büyüklüğünün nispeten küçük olmasına rağmen, dikkate alınan veri tabanı ile PH ayrımcılığı için kabul edilebilir bir tahmine dayalı kapasite üretmektedir. Özellikle doğruluk oranı, duyarlılık ve özgüllük sırasıyla %86.2, %82.5 ve %90'dır. Bununla birlikte, en önemli gerçek, sonuçların yorumlana bilirliliğinde, aynı zamanda, bilimsel literatürde sunulan tek sınıflandırma yaklaşımları açısından daha iyi bir zincir karıştırma ve daha düşük bir hesaplama zamanı gösterdiği bir iyileşme olmasıdır.

Çağlar ve ark. (2010) çalışmalarında, sağlıklı kişiler ile PH olan kişileri birbirinde ayırt etmeyi amaçlamışlar. Bu sebeple, insanın biyomedikal konuşma sesinden (sürdürülmüş fonasyon test kayıtları) elde edilmiş özelliklerini içeren Parkinson veri seti kullanıldılar. Yapay Sinir Ağları (YSA) biyomedikal alanda modelleme, veri analizi ve teşhis amaçlı sınıflandırma için geniş uygulama alanı bulmaktadır. Sınıflandırma için iki tip YSA kullanılmış: Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) ve Radyal Tabanlı Fonksiyon Ağları (RTFA). Diğer metot olarak ise Dilsel Kuvvetli Adaptif Sinir-Bulanık Sınıflayıcı (DKASBS) ve DKASBS aynı zamanda veri setinden özellik seçimi için de kullanılmış. Dilsel Kuvvetli Adaptif Sinir-Bulanık Sınıflayıcı %95.38 eğitim ve %94.72 test başarı oranları ile en iyi tanıma sonuçlarını vermiştir.

Ene (2008) çalışmasında, sağlıklı insanlar ve PH olan insanlar arasında ayırım yapmak için bazı olasılıksal sinir ağı (PNN) varyantlarının uygulanması ele almıştır. Bu sınıflandırma sürecinde yumuşatma faktörü arama ile ilgili üç PNN tipi kullanılmıştır: artımlı arama (IS), Monte Carlo araması (MCS) ve hibrit arama (HS). Somut uygulama, yeni ve tanı konmamış hastalar için %79 ile %81 arasında değişen teşhis doğruluğu sağlamıştır. PH'nın (PH) teşhis doğruluğunu artırmak ve doktorların daha iyi kararlar almasına yardımcı olmak için Yapay Zeka temelli otomatik tekniklere ihtiyaç

duyulmaktadır. Bu çalışmada PNN'in PH ile ilgili tıbbi veri setine uygulanması ile hastaları tıbbi özelliklerine bağlı olarak PH veya PH dışı hastaları otomatik olarak sınıflandırmayı amaçlamıştır. PNN kullanmanın sonuçları, insanın erken teşhisinde elde edilen bildirilen doğruluktan daha iyidir ve bu tür bir metodolojiyi teşvik etmiştir.

Samà ve ark. (2017) çalışmalarında, Bradykinesia, hastalarda hareketin yavaşlığı olarak ortaya çıkan ve PH'nın kardinal bir semptomudur. Mevcut PH tedavileri dopamin replasmanına dayanmaktadır ve bradikinezi, dopaminerjik eksiklik ile en iyi şekilde ilişkili olan semptom olduğundan, bu dalgalanmaların bilgisi, tanı, tedavi ve hastalık ilerlemesinin daha iyi anlaşılmasında yararlı olabilir. Bradykinetik yürüyüşü dikkatsizce otomatik olarak değerlendirmek için, PH hastalarının beline yerleştirilen üç eksenli bir ivmeölçer tarafından sağlanan sinyalleri analiz eden bir makine öğrenme yöntemi değerlendirilmektedir. Bu yöntem, yürüyüşe karşılık gelen sinyallerin bölümlerini belirlemek için Destek Vektör Makineleri kullanır. Stridlerin frekans içeriği daha sonra bradikinetik yürüme nöbetleri belirlemek ve bir epsilon Destek Vektör Regresyon modeline dayanarak bradikinezi şiddetini tahmin etmek için kullanılır. İlk olarak, adımların frekans içeriği, %90'dan daha yüksek bir doğrulukla bradikinezinin dikotomik tespiti için izin verir. Bu işlem, bir hastadan ayrılma regresyon modeline dayalı olarak tahmin edilen, hastaya bağımlı bir eşiğin kullanılmasını gerektirir. İkincisi, UPDRS skorları ile ölçülen bradikinezi şiddeti, %10'un altında hatalar olan bir regresyon modeli ile tahmin edilmektedir. Yöntemin daha fazla hastada daha fazla doğrulanması gerekmesine rağmen elde edilen sonuçlar, sunulan yaklaşımın, PH hastalarının günlük yaşamında bradikinezi- ni derecelendirmek için başarılı bir şekilde kullanılabileceğini düşündürmektedir.

Lahmire (2017) çalışmasında, PH hastalarında disfonik belirtilerin tespit edilmek için invaziv olmayan ve etkili bir yaklaşım kullanmış. Bu çalışmanın temel amacı destek vektör makinesi (SVM) ile farklı disfoni ölçümlerinin PH tespitinde etkisini araştırmaktır. Disfoni ölçümlerinin yedi kategorisi göz önünde bulundurulur. Deneysel sonuçlar on kat çapraz doğrulama tekniğinden, vokal temel frekans istatistiklerinin en yüksek doğruluk oranını 88 ± 0.04 verdiğini göstermektedir. Tüm disfoni ölçümleri kullanıldığında, SVM sınıflandırıcı 94 ± 0.03 hassasiyete ulaşır. Disfoni ölçümlerini sağlıklı ve PH'li bireylerde benzer varyasyonlarla gidererek orijinal desen boşluğunun iyileştirilmesi, 97.03 ± 0.03 hassasiyetinin elde edilmesini sağlar. İkinci performans, on-katlı çapraz doğrulama tekniği ile aynı veri kümesi üzerinde literatürde bildirilenden daha büyüktür. Son olarak, sesin tonal bileşenlerine ses oranı ölçümlerinin, elde ettikleri

gibi PH konularını saptamak için en uygun disfonik belirtiler $99.64 \pm 0,01$ özgülük olduğu bulunmuş. Bu bulgu, PH semptomlarını anlamak için oldukça umut verici olduğunu belirtti.

Jurado-Coronel ve ark. (2017) çalışmalarında, erkek ve kadınlar arasındaki PH farklılıklarının çevresel, hormonal ve genetik etkilerden kaynaklanan nigrostriatal dopaminerjik sistemdeki cinsiyete bağlı farklılıklar tarafından yüksek oranda saptanmasıdır. Seks hormonları, özellikle östrojenler, PH patogenezini etkiler, erkekler ve kadınlar arasındaki PH farklarındaki önemli roldür. Bu derlemenin amacı, PH fizyopatolojisini tartışmak ve nigrostriatal dejenerasyon, semptomlar, genetik, duyarlılıktaki cinsiyet farklılıklarını ortaya koymaktır.

Abdulhay ve ark. (2018) çalışmalarında, yürüme döngüsünü içeren yürüme analizini kullanarak, normal ve normale ayak uydurmalarını belirlemek için çeşitli evrelerde ve dönemlerde parçalanabilen PHnı teşhis etmek için yeni bir yaklaşım önerdiler. Başlangıçta, fizyomet veri tabanından elde edilen ham kuvvet verileri, hastanın vücudu ve ölçüm sırasında diğer faktörlerin yönelimlerdeki değişikliklerden kaynaklanan sesleri ortadan kaldırmak için bir filtre kullanmıştır. Yürüme analizinden PHnın tanısında %92,7'lik bir ortalama doğruluk elde edilmiş ve PHnın şiddetini belirlemek için ise tremor analizi kullanılmıştır.

Montana ve ark. (2018) çalışmalarında, sağlıklı bireyleri, PH hastalarından Diadochokinesis testleri kullanarak erken evrelerde ayırmak için yeni bir uzman sistem önerdiler. Sistem, sınırları yeni bir algoritma ile sınırlanan / ka / hecelerin Ses Başlangıcı (VOT) segmentlerinden çıkarılan temporal ve spektral özelliklere dayanmaktadır. Karşılaştırma amacıyla, yaklaşım / pa / ve / ta / hecelere de uygulanır. Sistemi geliştirmek ve doğrulamak için, 27 PH tanısı alan 27 hasta ve 27 sağlıklı kontrolden oluşan bir ses kayıt veritabanı toplanmıştır. Bu veri tabanı Hoehn ve Yahr ölçeğine göre ortalama 1.85 ± 0.55 hastalık evresini yansıtmaktadır. Sistem tasarımı, özellik çıkarma, özellik seçimi ve Destek Vektör Makinesi öğrenmesine dayanmaktadır. Basit ve sayısal olarak verimli bir yaklaşıma dayanan yeni VOT algoritması, hem sağlıklı hem de PH'den etkilenen konuşmacılar için / ka / hl'deki VOT sınırlarının doğru tahminini gösterir. / K / ünsüzüne dayalı PH saptama yaklaşımı, diğerlerine göre karşılık gelen sürümlerle karşılaştırıldığında, en yüksek ayrımcılık kabiliyetini 10 kat çapraz doğrulama kullanarak % 92.2 ve izin-one-out yönteminde %94.4 sağlar. Literatürde sunulan önceki artikulator veri tabanlarına göre daha düşük ortalama hastalık evresi olan bir veritabanında yüksek doğruluk elde edilmiştir.

Camps ve ark. (2018) çalışmalarında, PH hastalarında FOG epizodlarını saptamak için derin bir öğrenme yöntemi önermişlerdir. Bu model, önceki ve mevcut sinyal pencerelerinden gelen bilgileri dikkate alan yeni bir spektral veri sunum stratejisi kullanılarak eğitilmiştir. FOG epizodlarını gösteren 21 PH hastasından beline yerleştirilen bir atalet ölçüm birimi tarafından toplanan veriler kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu veriler aynı zamanda FOG izleme sistemimize karşılaştırmalı bir çalışma yürüten son teknoloji metodolojileri çoğaltmak için de kullanılmıştır. Bu çalışmanın sonuçları, yaklaşımımızın otomatik FOG tespitine yönelik son teknoloji yöntemleri başarıyla aştığını göstermektedir. Tam olarak, derin öğrenme modeli, duyarlılık ve özgüllük arasındaki geometrik ortalama için %90'a ulaşırken, son teknoloji yöntemler aynı ölçüm için %83'ü geçememiştir.

Mezzarobba ve ark. (2018) çalışmalarında, PH yürüyüşün donması (FOG) ve postural kontrol (dinamik sensör-motor sürecin etkileşimine dayanan kompleks motor bir beceridir) arasındaki karmaşık bağlantı belirsizdir. FOG'nin dinamik postürel kontrol üzerindeki etkisi analiz edilmiştir. 24 PH hastası, 12'si (PH + FOG), 12'si FOG (PH-FOG) ve 12'si sağlıklı kontroller ON durumunda değerlendirildi. Hareketlilik ve postürel kontrol klinik postürlerle (UPDRS III, BBS, MPAS) ve üç görev sırasında kinematik ve kinetik analizle ölçüldü; postürel kontrolün ardışık hareketini planlamak için artan güçlük seviyeleri ile karakterize edildi: yürüme (W), yürüme başlangıcı (GI) ve oturmak için (STW). Gruplar yaş, hastalık süresi, hastalık şiddeti, hareketlilik ve denge ile dengelenmiştir. STW sırasında, PH + FOG hastalarında COP trajektarlarının mekansal dağılımı, PH-FOG'den daha fazla medial-lateral alana yayılmıştır ($p < 0.001$). Ayrıca, COP pozisyonlarının dağılımı stand-stand arasında geçişte ve yürüme başlangıcı, PH-FOG ve sağlıklı kontrollerde olduğu gibi, önde gelen bacağına doğru kaydırılmamıştır, fakat gecikmiş bir ağırlık ilerlemesi ile daha merkezi olarak dağılmıştır ($p < 0,01$) ($p < 0.05$). GI görevinde ve KABUL EDİLDİĞİ MANÜCRET 2 yürüyüşü görevinde, COM ve COP farklılıkları PH hastaları arasında daha az belirgindir ve hatta yoktur. PH + FOG, PH-FOG ve sağlıklı ile karşılaştırıldığında STW'de postürel kontrol farklılıklarını göstermektedir. İki PH grubu arasındaki COP yörüngelerinin farklı mekansal dağılımı, muhtemelen STW gibi daha zorlu bir motor paterni sırasında postürel kontrol planlamak için bir açıklıktan kaynaklanmakta olduğunu belirttiler.

Tiwari (2016) çalışmasında, PH'nin teşhisinde, biyomedikal mühendisliği araştırmacıları ve doktorları için en önemli ve zorlu sorun olduğunu belirtmiştir. Bu çalışmada, Parkinson hastalıklarını tahmin etmek için tüm özellikler arasında en önemli

özellik seçmek için özellik seçimi algoritmaları kullanıldı. Burada, minimum yedeklilik maksimum alaka düzeyi özellik seçim algoritmaları tarafından seçilen 20 özellikli rastsal ormanın toplam doğruluk %90.3, %90.2 sabit, %0.73 Mathews korelasyon katsayısı ve ROC (Receiver Operating Characteristics) değerleri 0,96 ile karşılaştırıldığında daha iyi olduğu görülmüştür. Bagging, boosting, random forest, rotation forest, random subspace, support vector makinesi, çok katmanlı algılayıcı ve karar ağacı temelli yöntemler gibi diğer tüm makine öğrenme tabanlı yaklaşımlar kullanmıştır.

Halawani ve Ahmad (2012) çalışmalarında, PH, merkezi sinir sisteminin dejeneratif bir hastalık olduğunu belirtmiştir. Çalışmalarında, konuşma veri setlerinden semptomların varlığını ve önemini tahmin etmek için regresyon ağacı topluluklarının etkinliğini araştırdılar. Sınıflandırma yoluyla regresyon (RvC), bir regresyon probleminin bir sınıflandırma problemine dönüştürüldüğü bir yöntemdir. Sürekli hedef değeri sınıflara dönüştürmek için bir ayırıştırma süreci kullanılır. Ayırık veri, sınıflandırıcılar ile bir sınıflandırma problemi olarak kullanılabilir. Çalışmalarında ayrıca, PH'nın öngörülmesi için yakın zamanda geliştirilen bir RvC topluluğu yöntemi de incelendi. Deneysel sonuçlar, RvC topluluklarının tek bir regresyon ağacından daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Deneyler ayrıca bagging yöntemi kullanılarak oluşturulan regresyon ağacı gruplarının PH'nı tahmin etmek için yararlı bir araç olabileceğini göstermektedir. RvC toplulukları ve regresyon ağacı toplulukları veri setinde de benzer şekilde yapılmıştır.

Ramani ve Sivagami (2011) çalışmalarında, PH'nın sınıflandırılmasında kullanılan veri madenciliği tekniklerini kullanarak veri tabanlarındaki mevcut bilgi keşfi tekniklerini araştırmayı amaçlamıştır. Bu çalışmada çeşitli sınıflandırıcıların Parkinson veri setine uygulanmasının etkinliğini doğrulamak amacıyla hazırlanmıştır. Bu veri seti, çeşitli değerlere sahip 22 özellikten oluşur. Veri kümesi üzerinde çeşitli algoritmaların karşılaştırmalı bir çalışması yapılmıştır. Bu, ilk önce veri setindeki özellik uygunluğunu yaparak uygulanır. Sonra sınıflandırıcılar veri setine uygulanır. Her türlü hastalığın erken tespiti, önemli bir faktördür. Bu, hastanın ileride tedavi edilmesine yardımcı olur. Bu araştırma makalesinde, Rastgele Orman sınıflandırıcı %100 doğruluk oranı vermiştir.

Bind ve ark. (2015) çalışmalarında, Makine öğrenmeye dayalı yaklaşımları kullanarak PH'nın öngörülmesi için kapsamlı bir derleme sunmuştur. Parkinson hastalıklarının tahmininde kullanılan çeşitli hesaplamalı zekâ tekniklerine dayalı

yaklaşımların kısa tanıtımı ve Parkinson hastalıklarını tahmin etmek için literatürde bulunan çeşitli araştırmacılar tarafından elde edilen sonuçların özeti de sunulmuştur.

Rustempasic ve Can (2013) çalışmalarında, sağlıklı insanlar ile PH olan insanlar arasında ayırım yapmıştır. Bu çalışmada yapay sinir ağları ile 48 normal ve 147 PH vakası olan hastaların verileri California Üniversitesi, Irvine makine öğrenme veri tabanında veri setini kullanılarak yapılmıştır. Sinir ağlarının performansını geri yayılım ile birlikte çoğunluk oyu ile birlikte incelenmiştir. Örnekleri eğitmek için, yedi komite makinesiyle filtreleme tekniği, Boosting yöntemi ve verilerin azaltılmasında temel bileşen analizi kullanılmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen bu yöntemlerin kombinasyonunun, PH sınıflandırmasında %92 doğru pozitif değerinde çok iyi sonuçlar elde ettiğini göstermiştir.

Tsanas ve ark. (2012) çalışmalarında, PH ve konuşma bozukluğu arasındaki bağlantı araştırmışlardır. Son zamanlarda, konuşma sinyallerini kullanarak PH semptom ciddiyetini tahmin etmeyi amaçlayan çok çeşitli konuşma sinyali işleme algoritmaları (disfoni önlemleri) tanıtılmıştır. PH konularını sağlıklı kontrollerden ayırt etmek için bu yeni algoritmaların ne kadar doğru kullanılabileceğini test etmişler. Toplamda, 132 sesli disfoni ölçüsünü sürekli sesli harflerden hesaplanmış. Ve sonra, dört özellik seçimi algoritması kullanarak bu disphonia ölçümlerinin dört temel altkümesini seçilmiş ve bu özellik altkümesini iki istatistiksel sınıflandırıcı kullanarak ikili bir sınıflandırma tepkisi ile eşleştirmişler. Rastal ormanlar ve destek vektör makineleri 43 denekten 263 örnekten oluşan mevcut bir veri tabanı kullanılmış ve bu yeni disphonia önlemlerinin sadece on disfoni özelliğini kullanarak neredeyse %99 genel sınıflandırma doğruluğuna ulaştığını ve son teknoloji ürünü sonuçları geride bıraktığı gösterilmiştir. Son zamanlarda önerilen disfoni önlemlerinden bazılarının, sınıflandırıcıların sağlıklı kontrolleri PH denekten ayırt etme kabiliyetini en üst düzeye çıkarmada mevcut algoritmaları tamamladığını bulmuşlar. Bu sonuçları PH'de noninvaziv tanısal karar desteğine doğru atılmış önemli bir adım olarak görülmüştür.

Melville ve Mooney (2003) çalışmasında, çoklu hipotezlerin kararlarını birleştiren Bagging ve Boosting gibi topluluk yöntemleri, mevcut en güçlü makine öğrenme yöntemlerinden bazılarını incelemiştir. Bir topluluğun üyelerinin çeşitliliğinin, genelleme hatasını belirlemede önemli bir faktör olduğu bilinmektedir. Bu çalışmada, yapay olarak inşa edilmiş ek eğitim örnekleri kullanarak doğrudan farklı hipotezler oluşturan topluluklar oluşturmak için yeni bir yöntem sunmuştur. Bu teknik, farklı komiteler oluşturmak için güçlü bir öğreniciyi temel sınıflandırıcı olarak kullanabilen

basit, genel bir metal üreticisidir. Bir temel öğrenici olarak karar ağacı indüksiyonunu kullanan deneysel sonuçlar, bu yaklaşımın tutarlı bir şekilde hem temel sınıflayıcıdan hem de Bagging yönteminden daha yüksek bir tahmin doğruluğu elde ettiğini göstermektedir (oysa Boosting yöntemi zaman zaman doğruluğu azaltabilir) ve ayrıca eğitim sırasında erken öğrenme eğrisinden daha yüksek bir doğruluk elde eder.

Rodriguez ve ark. (2006) çalışmasında, özellik çıkarımına dayalı sınıflandırıcı toplulukları üretmek için bir yöntem öneriyor. Bir temel sınıflandırıcının eğitim verilerini oluşturmak için, özellik kümesi rastgele K altkümelerine bölünür (K , algoritmanın bir parametresidir) ve her bir alt kümeye temel bileşen analizi (PCA) uygulanır. Verilerdeki değişkenlik bilgisini korumak için tüm ana bileşenler korunur. Böylece, bir baz sınıflandırıcısının yeni özelliklerini oluşturmak için K ekseni dönüşleri gerçekleşir. Rotasyon yaklaşımı fikri, topluluk içinde aynı anda bireysel doğruluk ve çeşitliliği teşvik etmektir. Çeşitlilik, her bir temel sınıflandırıcı için özellik çıkarma yoluyla desteklenir. Karar ağaçları burada seçildi, çünkü bunlar özellik eksenlerinin dönüşüne karşı hassastır. Tüm temel bileşenleri koruyarak ve ayrıca her bir temel sınıflandırıcıyı eğitmek için tüm veri setini kullanarak doğruluk aranır. WEKA'yı kullanarak, UCI deposundan 33 karşılaştırmalı veri setinin rastgele seçimindeki rotasyon ormanı grubunu inceledik ve onu torbalama, AdaBoost ve rastgele ormanlarla karşılaştırdık. Sonuçlar rotasyon ormanı için elverişliydi ve topluluk modellerinin çeşitlilik-doğruluk alanı hakkında bir araştırma başlattı. Çeşitlilik-hata diyagramları, rotasyon ormanı topluluklarının AdaBoost ve rastgele ormanlarda bunlardan daha doğru ve bireysel olarak da torbalamada daha çeşitli, bazen de daha doğru torbalamada farklı olan sınıflayıcılar inşa ettiğini ortaya koydu. Rotasyon ormanları grubunu UCI deposundan alınan 33 kriter veri setinden rastgele seçerek inceledik ve onu torbalama, AdaBoost ve rastgele ormanlarla karşılaştırdık. Sonuçlar rotasyon ormanı için elverişliydi ve topluluk modellerinin çeşitlilik-doğruluk alanı hakkında bir araştırma başlattı.

Solé-Casals ve ark. (2019) çalışmalarında, prevalansı PHndan yaklaşık 20 kat daha fazla olan ve en sık görülen hareket bozukluğu olan Esansiyel tremor (ET) incelediler. Ayrıca araştırmalarında, vakaların %50 ile %70 arasında değişen yüksek bir yüzdesinin genetik kaynaklı olduğu tahmin edildiğini göstermiştir. Teşhis, izleme ve her iki patoloji arasında ayırım yapmak için standart test, Arşimet spiralinin çizimine dayanmaktadır. Çalışmalarındaki en büyük zorluk, Arşimet spirallerini doğru bir şekilde sınıflandırabilecek en basit sistemi geliştirmektir, bu nedenle yalnızca x ve y

koordinatlarının bilgisini kullandılar. Bu, herhangi bir sayısallaştırma cihazı tarafından sağlanan minimum bilgidir. Biodonostia'da esansiyel tremorun teşhisine yönelik daha geniş bir çapraz çalışmanın parçası olarak Ayırık Kosinüs Dönüşümü ile ilgili çizimlerdeki özelliklerin kullanımını araştırıyorlar.

Kanhe ve ark. (2021) çalışmalarında, PH'nın tele-tanısında elektronik hasta kaydının güvenliği için bulut tabanlı bir çerçeve önermiştir. Hastanın kişisel bilgilerinin güvenliği ve gerçekliği, önerilen Ayırık Kosinüs Dönüşümü-Tekil Değer Ayırıştırma (DCT-SVD) tabanlı ses damgalama tekniği kullanılarak elde edilir. Sağlıklı kişinin konuşma sinyalinin PH'den etkilenen konuşma sinyalinin otomatik olarak sınıflandırılması, yüksek hesaplama doğruluğu gerektirir ve bu çalışmada, Destek Vektör Makinesi (SVM) sınıflandırıcısı için çeşitli zaman frekansı öznitelikleri çıkarılarak ele alınmaktadır. Önerilen çerçevede, PH'dan şüphelenilen kişinin konuşma sinyali bir mobil uygulama tarafından kaydedilmektedir. Kişisel bilgiler, otomatik sınıflandırma için buluta iletilmeden önce, önerilen DCT-SVD tabanlı ses damgalama tekniği kullanılarak bu konuşma sinyaline güvenli bir şekilde gömülür.

Li ve ark. (2015) çalışmalarında, üç boyutlu (3B) bir tüm vücut tarama veri tabanından ayırık kosinüs dönüşümü (DCT) kullanarak kadın gövde şeklinin şekil analizinin sonuçlarını analiz etmiştir.

Soumaya ve ark. (2021) çalışmalarında, konuşma sinyallerinden alınan özelliklerle; Alzheimer, depresyon, Parkinson gibi bazı nörolojik hastalıklar tespit edilir. Çalışmalarında, karar vermede en yaygın olarak kullanılan genetik algoritma GA gibi evrimsel algoritmalara başvurdular. Genetik algoritma, Destek vektör makinesi SVM algoritması ile müdahale eder. Bu algoritma, sınıf özelliklerinin sınıflandırıcısının oluşturulmasında yer aldığı önemli veri sınıflarını tanımlayan modelleri tasarlamak için kullanılabilen denetimli bir makine öğrenimidir. Bu makalede, sinyali dönüştürmek için ayırık bir dalgacık dönüşümü DWT kullanılarak bir sınıflandırma modeli önerilmiştir. Doğrusal tahmine dayalı kodlama LPC, enerji, sıfır geçiş oranı ZCR, Mel frekansı cepstral katsayısı MFCC ve dalgacık Shannon entropi özellikleri, a3 yaklaşımından çıkarılır. Daha sonra GA ve SVM sınıflandırıcısının uygulanmasıyla elde edilen en iyi doğruluk %91,18 olduğunu ortaya koydular.

Lin ve ark. (2020) çalışmalarında, ortak tekil spektrum analizi ve ayırık fourier dönüşümü yaklaşımı ile biyo-elektronik stimülasyon tedavisinin Parkinson hastalıklarına yönelik etkinlik analizini incelemişlerdir.

Rizvi ve ark. (2019) çalışmalarında, PH, Motorlu ve Motorsuz olmak üzere iki tür majör semptomu sahiptir. Motor semptomlar, PH'nin saptanmasına en büyük katkısı sağlar. Motor semptomlar kümesinden, Tremor atağı, Elektroensefalografiyi (EEG) gözlemleyerek PH'yi gösterebilen nedendir. EEG, beyin tarafından gerçekleştirilen çok çeşitli kronik görevleri gösteren zengin bir beyin sinyali setidir. PH'nin erken başlangıçlı tespiti, hastanın ciddi PH şansına sahip olup olmadığını araştırmaya yardımcı olur. Çalışmada önerdikleri yöntemde, EEG sinyallerini görselleştirmek için Fourier Dönüşümü ile birlikte Dalgacık Dönüşümünü kullanıyorlar. Hem normal hem de anormal EEG'ler test edildi ve sonuç, önerdikleri yöntemin erken tremor ataklarını sınıflandırmak için iyi olduğunu gösterdi.

El-Attar ve ark. (2021) çalışmalarında, özellikle yürümede donma (FoG) semptomu olan PH'nden (PH) muzdarip kişiler için giyilebilir bir asistan oluşturuldu. Giyilebilir ivmeölçerler kişinin vücuduna yerleştirildi ve hareket ölçümü için kullanıldı. FoG algılandığında, kullanıcıyı yürümeye devam etmesi için motive etmek için giyilebilir asistandan ritmik bir ses sinyali verildi. Bu çalışmada, FoG tespiti için temel hareket göstergelerinde bulunan ana özellikleri çıkarmak için ayrık dalgacık dönüşümü (DWT) kullanılmıştır.

Olanrewaju ve ark. (2017) çalışmalarında, Karmaşık Değerli Sinir Ağı (Complex Value Neural Network-CVNN) kullanılarak yeni bir otomatik parkinson algılama ve sınıflandırma yöntemi önermiştir. Önerilen metodoloji, girdi verilerinin bir parçası olarak yakın zamanda tanıtılan disfoni ölçümlerinden birini kullanmıştır. Seçilen önlemler, birey ve ortamlardaki birçok kontrol edilemeyen varyasyona karşı dayanıklı olanlardır. Seçilen üç disfoni önlemi, veriler üzerinde Ayrık Fourier Dönüşümü (DFT) uygulanarak zaman alanından frekans alanına dönüştürülür. Frekans alanına dönüştürülmüş ölçümler CVNN'ye beslenir ve CVNN'nin çıktısı, sınıflandırma amacıyla PH sınıflandırıcısına girdi olarak hizmet eder. Bu tekniğin parkinson verileri üzerinde uygulanmasıyla elde edilen sonuç, %96 doğrulukta sınıflandırma performansı ile sonuçlanmıştır.

Sakar ve ark. (2019) çalışmalarında, PH değerlendirmesi için klinik olarak yararlı bilgileri çıkarmak için çeşitli konuşma sinyali işleme algoritmaları kullanmış ve hesaplanan özellikler, güvenilir karar destek sistemleri oluşturmak için öğrenme algoritmalarını beslemişlerdir. Klasik ayrık dalgacık dönüşümünden daha yüksek frekans çözünürlüğüne sahip olan ayarlanabilir Q-faktörü dalgacık dönüşümünü (TQWT) PH hastalarının ses sinyallerine öznitelik çıkarımında kullanmışlardır.

TQWT'nin etkinliđini, ses bozukluklarından PH tanısında kullanılan son teknoloji zellik ıkarma yntemleriyle karřılařtırmıřlardır.

Bilgin ve ark. (2015) alıřmalarında, temel ama bazı nrodejeneratif bozuklukların tespiti ve analizini incelemiřlerdir. Yryř sinyallerinin analizine gre zellikle ALS (Amiyotrofik Lateral Skleroz), PH ve HD (Huntington Hastalıđı) sınıflandırmasını belirlemek mmkndr. Yryř sinyallerinden elde edilen kayıtlar, DWT (Discrete Wavelet Transform) kullanılarak istatistiksel deđerlere dnřtrlebilir. Ayrıca nrodejeneratif yryř sinyalleri, alıřmada sađlıklı deneklerden kaydedilen kontrol sinyalleriyle karřılařtırılmıřtır.



3. MATERYAL VE METOT

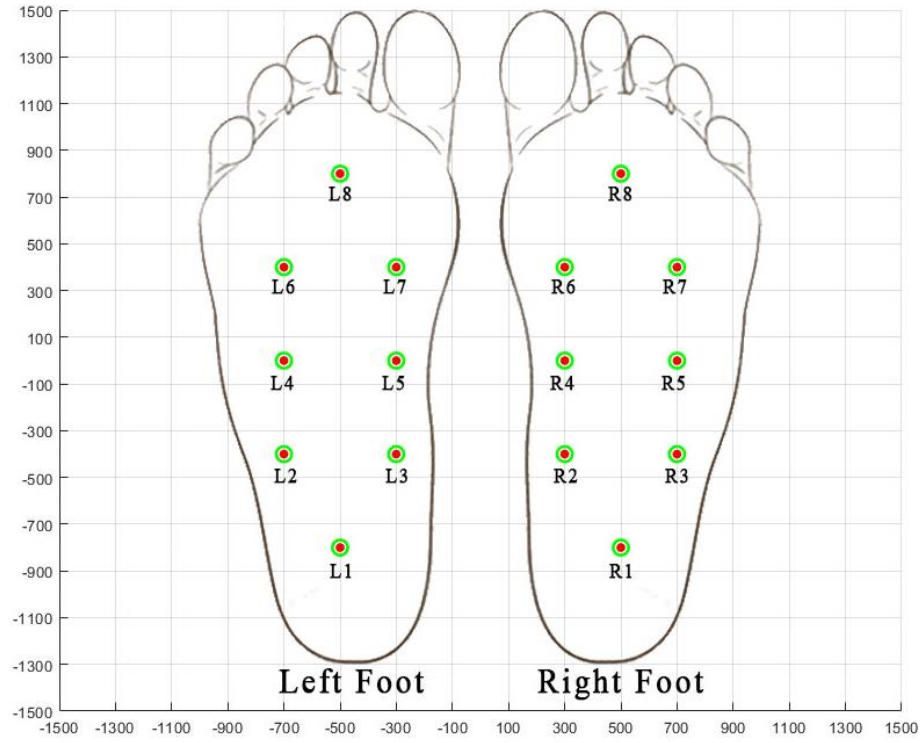
3.1. Materyal

Bu çalışmada kullanılan veri seti üç farklı çalışmadan elde edilmiş toplam 93 Parkinson hastanın (PH) (ortalama yaş: 66.3 yıl; %63 erkek) ve kontrol amaçlı 73 sağlıklı bireyin (CO) (ortalama yaş: 66.3 yıl; %55 erkek) yürüme ölçümlerini içermektedir. “Ga” olarak etiketlenmiş çalışma Yogev ve ark. (2005) tarafından 29 PH hastadan ve 18 CO denekten elde edilmiş 113 (75PH+38CO) kayıt içermektedir. “Ju” olarak etiketlenmiş çalışma Hausdorff ve ark. (2007) tarafından 29 PH hastadan ve 26 CO denekten elde edilmiş 129 (104PH+25CO) kayıt içermektedir. “Si” olarak etiketlenmiş çalışma Frenkel et al. (Frenkel-Toledo ve ark., 2005) tarafından 35 PH hastadan ve 29 CO denekten elde edilmiş 64 (35PH+29CO) kayıt içermektedir. Tablo 3.1’de de detaylı olarak görüldüğü gibi 93 hastadan 214 ve 73 sağlıklı bireyden ise 92 kayıt olmak üzere veri seti toplamda 306 kayıttan oluşmaktadır.

Tablo 3.1. Kullanılan veri seti ile ilgili detaylar

Veri Seti	Denek Sayıları		Kayıt süresi	Kayıt Sayıları		Toplam
	PH	CO		PH	CO	
Ga	29	18	12 dk	75	38	113
Ju	29	26	5 dk	104	25	129
Si	35	29	12 dk	35	29	64
Toplam	93	73		214	92	306

Veri seti, normal, kendi kendine seçilen hızlarında, düz bir zeminde yaklaşık 2 dakika boyunca yürütülerek, bireylerin düşey yer tepkime kuvveti (vertical ground reaction force, VGRF) kayıtları elde edilmiştir. Bireylerin her ayağı altında, zamanın bir fonksiyonu olarak gücü (Newton cinsinden) ölçen 8 sensör bulunmaktadır (Şekil 3.1). Bu 16 sensör saniyede 100 örnekleme ile sayısallaştırılmış ve bunlara ayrıca her bir ayaktaki sensör çıkışlarının toplamı eklenerek kayıtlar oluşturulmuştur. Bu bilgilerle, kuvvet kaydının zaman ve konum fonksiyonu olarak araştırılması, zamanın bir fonksiyonu olarak basıncın merkezini yansıtan ölçüler elde edilmesi ve her bir ayak için zamanlama önlemlerinin belirlenmesi mümkün olmaktadır. Açık olarak paylaşılan veri setine physionet’in web sitesinden ulaşılabilir (Goldberger ve ark., 2000).



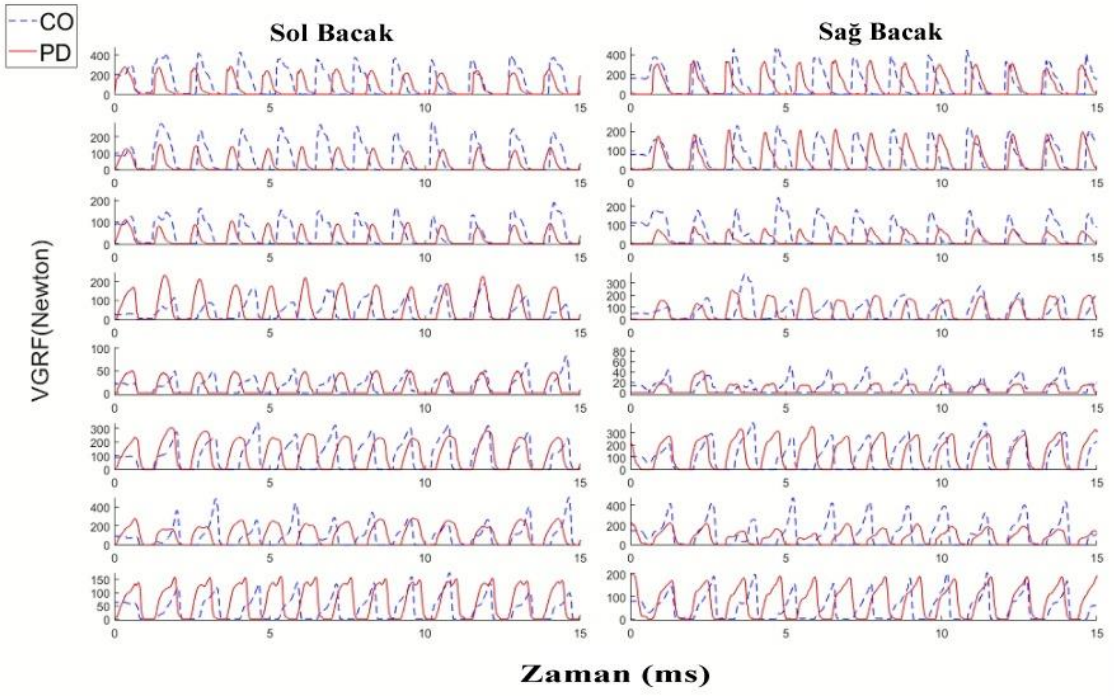
Şekil 3.1. Kuvvet sensörlerinin ayaklardaki yerleşim konumları

Bir kişi rahatça her iki bacağı birbirine paralel olarak durduğunda, iç tabanın (0, 0) sadece bacakların arasında olduğu varsayılarak, kişinin Y ekseninin pozitif tarafına bakarken iç tabandaki sensör konumlarının yaklaşık olarak (X, Y) koordinatlarında olduğu söylenebilir. Sensörlerin yerleri Tablo 3.2’de belirtilmiştir (Goldberger ve ark. 2000).

Tablo 3.2. Her Ayakta 8 Sensörün Bulunduğu Yerler Sırasıyla Sol (L) ve Sağ(R) ayakta sensörlerin durduğu yerler

Sensör	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8
X	-500	-700	-300	-700	-300	-700	-300	-500	500	700	300	700	300	700	300	500
Y	-800	-400	-400	0	0	400	400	800	-800	-400	-400	0	0	400	400	800

X ve Y sayıları, her bir iç taban içindeki sensörlerin göreceli (keyfi olarak ölçeklenmiş) konumlarını yansıtan keyfi bir koordinat sistemindedir. Yürüme sırasında, her bir iç taban içindeki sensörler aynı göreceli konumda kalır, ancak iki ayak artık birbirine paralel değildir. Böylece, bu koordinat sistemi, her ayağın altındaki basınç merkezinin (COP) yeri için bir vekilin hesaplanmasını sağlar. PH ve sağlıklı bireylere (CO) ait 0-15 ms süreli örnek işaretler Şekil 3.2 gösterilmiştir.



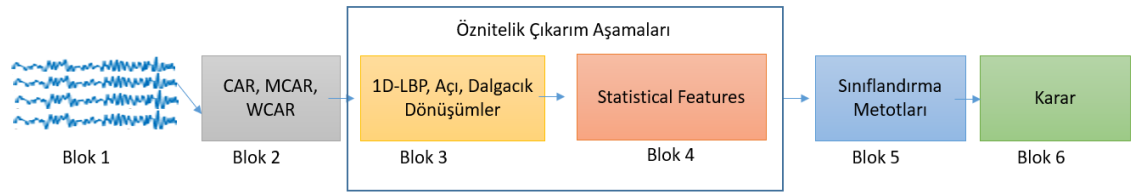
Şekil 3.2. PH ve CO için sol ve sağ 8 edet sensörden alınan VGRF verileri.

3.2. Metot

Metot bölümünde yürüyüş işaretlerinden gürültü temizleme yöntemleri, öznelik çıkarımı için LBP, Açık ve Dalgacık dönüşümleri, sınıflandırma aşamasında ise KNN, Rastgele Orman ve lojistik regresyon yöntemleri açıklanmıştır.

3.2.1. PH Teşhis Yaklaşımı

Bu çalışmada PH'nın yürüme işaretlerinden tespiti için önceki çalışmalardan tümüyle farklı bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yöntem çok kanallı kayıt edilen işaretler üzerindeki her değerin komşuları arasındaki karşılaştırmalar sonucu elde edilen örüntüleri kullanan istatistiksel bir yaklaşımdır. Önerilen yaklaşıma ait blok diyagram Şekil 3.3'te verilmiştir.



Şekil 3.3. PH teşhisi için önerilen sistem

Blok 1: Ham çok kanallı hasta ve sağlıklı bireylerden kayıt edilen yürüme işaretlerini belirtir. Toplam 18 kanaldan ölçülen işaretlerdir.

Blok 2: Kayıt edilen çok kanallı işaretlerden dolaysız gürültüler CAR, MCAR ve WCAR yöntemleri ile temizlenmiştir. Bu 3 farklı yöntem işaretlere ayrı ayrı uygulanmıştır.

Blok 3: Tüm kanallardan elde edilen işaretlere 1D-LBP, Açık ve Dalgacık dönüşümleri uygulanmıştır. Bu yöntemler PH'nın teşhisi için ayırt edici örüntüler sağlar.

Blok 4: 1D-LBP, Açık ve Dalgacık dönüşümü uygulanmış işaretlere ait histogramlardan istatistiksel öznelikler çıkarılmıştır. 12 farklı istatistiksel öznelik elde edilmiştir. Histogramlardan çıkarılan istatistiksel öznelikler bölüm 3.3'te ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

Blok 5: Sınıflandırma aşamasıdır. LR(Logistic Regression), RF(Random Forest) ve KNN(K-nearest neighbour) makine öğrenmesi yöntemler kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi WEKA programı ile 10-katlı çapraz geçerlilik testine göre gerçekleştirilmiştir.

Blok 6: Karar aşamasıdır. İşaretin sağlıklı veya hasta kişiye ait olup olmadığını belirtir.

3.2.2. Mekansal Filtreleme Yöntemleri

Bu bölümde yaygın bir şekilde kullanılan Common Average Reference (CAR), Median Common Average Reference (MCAR) ve Weighted Common Average Reference (WCAR) filtre yöntemler anlatılmıştır.

3.2.2.1. Common Average Reference (CAR) Filtre Yöntemi

CAR filtreleme yönteminde t zamanda i kanalında gözlenen $z_i(t)$ sinyalin temiz $s_i(t)$ sinyali ile diğer kanallardan ölçülen sinyallerin oluşturduğu dolaysız gürültü teriminin $n(t)$ karışımı olarak varsayılmaktadır.

$$z_i(t) = s_i(t) + n(t) \quad (3.1)$$

Burada $i=1,2,3,..K$ kanalları belirtmektedir. $t=1,2,3,4..L$ ise sinyalin uzunluğunu belirtir. Toplamda K adet kanal ve sinyalde ise L adet örnek değer bulunmaktadır. CAR algoritmasında gürültü terimi, ortak gürültünün tüm kanallarda benzer şekilde katkıda bulunduğu varsayılarak tüm kanalların ortalaması hesaplanarak tahmin edilebilir:

$$\hat{n}(t) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K z_i(t) \quad (3.2)$$

Burada $\hat{n}(t)$ gürültünün tahmini olarak tüm kanalların ortalamasını belirtir. Buna göre her kanaldan bu ortalama gürültü teriminin çıkarılması ile her kanal için temiz sinyal elde edilmiş olur.

$$s_i(t) = z_i(t) - \hat{n}(t) \quad (3.3)$$

CAR yöntemin en önemli dezavantajı herhangi bir kanala özgü gürültünün tüm kanallara yaymasıdır.

3.2.2.2. Median Common Average Reference (MCAR) Filtre Yöntemi

Medyan CAR'da, tüm kanalların medyanı, her bir zaman noktasındaki gürültüyü tahmin etmek için kullanılır:

$$\hat{n}(t) = z_i(t)_{\left(\frac{K+1}{2}\right)} \quad \text{Eğer tek ise} \quad (3.4)$$

$$\hat{n}(t) = \frac{\left(z_i(t)_{\left(\frac{K}{2}\right)} + z_i(t)_{\left(\frac{K}{2}+1\right)} \right)}{2} \quad \text{Eğer çift ise} \quad (3.5)$$

Burada K toplam kanal sayısını gösterir. Medyan, ortalama parametresine göre verilerdeki aykırı değerlere karşı daha duyarlıdır (Rousseeuw ve Hubert, 2011).

3.2.2.3. Weighted Common Average Reference (WCAR) Filtre Yöntemi

Standart CAR'ın önemli eksikliği, ortak gürültünün kanallarda benzer şekilde yayıldığını varsaymasıdır. WCAR yönteminde kayıt edilen $z_i(t)$ sinyali, temiz $s_i(t)$ sinyali ile gürültü terimi $n(t)$ arasında otoregresif (AR) yapıyla modellenmektedir.

$$z_i(t) = s_i(t) + w_i(t)^T n(t) \quad (3.6)$$

Burada $n(t) = [n(t) n(t-1) n(t-2) \dots n(t-M+1)]^T$ gürültü vektörünü belirtir. M, işaret üzerindeki pencere boyutudur. $w(t)$ gürültü terimin ağırlıklarını belirten ağırlık vektörüdür ve $w(t) = [w_1 w_2 w_3 w_4 \dots w_M]^T$ şeklinde belirtilmektedir. WCAR metodunda, ortak gürültünün farklı genlik ve polariteye sahip kanallarına

dağıldığı varsayılmaktadır. Her kanal için ağırlık vektörlerin bulunması için Kalman filtre uygulanmıştır. Daha sonra ağırlıkların tahmin edilmesi için $z_i(t)$ sinyaller ayrık bir zaman Markovian durum-uzay modeli ile ifade edilmektedir (Khorasani ve ark., 2019).

$$w_i(t + 1) = \alpha w_i(t) + \delta_i(t) \quad (3.7)$$

Burada α sabit bir sayıdır. $\delta_i(t)$ ise her kanal için normal dağılım gösteren gürültü terimidir. Bu terimin kovaryası $V_i = E(\delta_i \delta_i^T)$ ve ortalaması sıfır olarak kabul edilmektedir. Ölçülen sinyallerde $S_i(t)$ ise sıfır ortalamaya sahip ve varyansı $q = E(s_i^2)$ olarak kabul edilmektedir. Kalman filtre çerçevesine dayanarak, ağırlıklar $w_i(t)$ iki aşamada tahmin edilmektedir (Khorasani ve ark., 2019).

1) *Önceki duruma bağlı olarak durum güncelleme:*

$$\hat{w}_i^-(t) = \alpha \hat{w}_i(t - 1) \quad (3.8)$$

$$P_i^-(t) = \alpha P_i^-(t - 1) + V_i(t) \quad (3.9)$$

Burada $P_i^-(t)$ tahmini hatanın kovaryans matrisidir. Burada α durum geçiş parametresidir. Bunun farklı değerleri ile güncelleme işlemi gerçekleştirilebilir.

$$X_1 = [w_1(1) \dots w_i(L - 1)] \quad (3.10)$$

$$X_2 = [w_2(2) \dots w_i(L)] \quad (3.11)$$

Burada L her i kanalındaki örnek sayıdır. Her kanala karşılık gelen alfa parametresi aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\alpha_i = X_2 X_1^T (X_1 X_2^T)^{-1} \quad (3.12)$$

2)Yeni ölçüme dayalı durum değişikliği:

$$\hat{w}_i(t) = \hat{w}_i^-(t) + K_i(t)[z_i(t) - n^T(t)\hat{w}_i^-(t)] \quad (3.13)$$

$$P_i(t) = [I - K_i(t)n^T(t)]P_i^- \quad (3.14)$$

$$K_i(t) = P_i^-(t)n(t)[n^T(t)P_i^-(t)n^T(t) + q]^{-1} \quad (3.15)$$

Burada $\hat{w}_i(t)$ ve sırasıyla güncellenen durum ve $P_i(t)$ hatanın kovaryans matrislerini belirtir. $K_i(t)$ ise Kalman kazancı terimidir. Durum parametresinin güncellenmesi için yeni gözlem değerlerin katkısını ayarlar. Kalman kazancı yukarıdaki denkleme göre tekrarlanabilir (Khorasani ve ark., 2019).

3.2.3. Öznitelik Çıkarım Yaklaşımları

3.2.3.1. Bir Boyutlu Yerel İkili Örüntüler (1D-LBP)

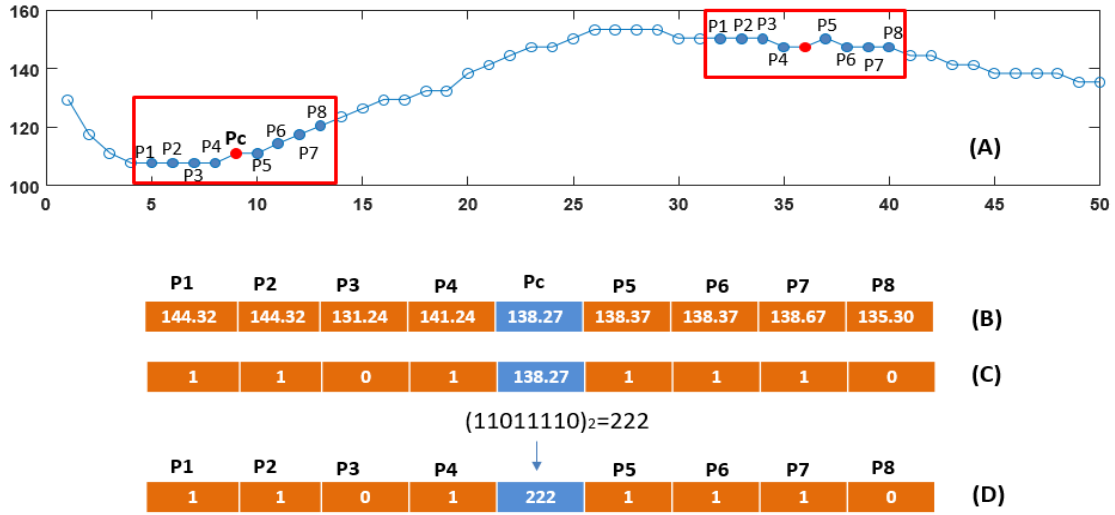
Bu çalışmada, bireylere ait yürüyüş işaretlerinden PHnın teşhisi için önemli bilgileri yakalayabilmek için özellik çıkarma yöntemi olarak 1D-LBP kullanılmıştır. 1D-LBP metodu, zaman serisi şeklindeki bir boyutlu dizilimi olan sinyaller için veri işlemede farklı uygulama alanlarında kullanılmak üzere geliştirilmiştir (Kaya ve ark., 2014). İşaret üzerindeki merkez değer olarak belirlenen her bir değer, belirlenen komşu değerleri ile ikili karşılaştırmalar yapılarak ikili kodlar elde edilir. Bu işlem, tüm sinyal boyunca tekrarlanır. Bu ikili kodların onluk karşılıklarından elde edilen değerler 1D-LBP sinyalini oluşturmaktadır (Kaya ve ark., 2014).

İkili karşılaştırmaların matematiksel formülü aşağıdaki gibidir. P_i ; i'ninci komşular, P_c ; merkez değeri gösterir.

$$a = P_i - P_c$$

$$LBP(x) = \sum_{i=1}^P f(a) 2^{i-1} \quad f = \begin{cases} 1, & a \geq 0 \\ 0, & a < 0 \end{cases} \quad (3.16)$$

1D-LBP metodu öznelik çıkarma yöntemi adım adım örnek sinyalinin bir bölümü üzerinde açıklanmıştır. Şekil 3.4'te 1D-LBP metodunu uygulamak için sinyalden alınan merkez nokta ve komşulukları göstermektedir.



Şekil 3.4. Örnek ham bir işarete ait işaretler üzerinden 1D-LBP kodu hesaplama

1D-LBP kodun hesaplanması için gereken aşamalar aşağıdaki gibidir.

Birinci aşamada; Verilen bu sinyalde 1D-LBP operatörü merkez değer ile komşu değerleri arasındaki ikili karşılaştırmalar sonucu elde edilmektedir. Sinyal üzerindeki her bir değer için öncesinden ve sonrasında toplamda P adet komşu değer seçilir. Öncesinden P/2 ve sonrasında P/2 komşu alınmaktadır. Bu çalışmada P=8 için 8 tane komşu nokta belirlenmiştir. Her bir noktayı merkez değer (Pc) olarak alındığında merkez değeri (Pc) den önce (P1, P2, P3, P4) ve sonra (P5, P6, P7, P8) yer almaktadır (Kaya ve ark., 2014) (Şekil 3.4(B)).

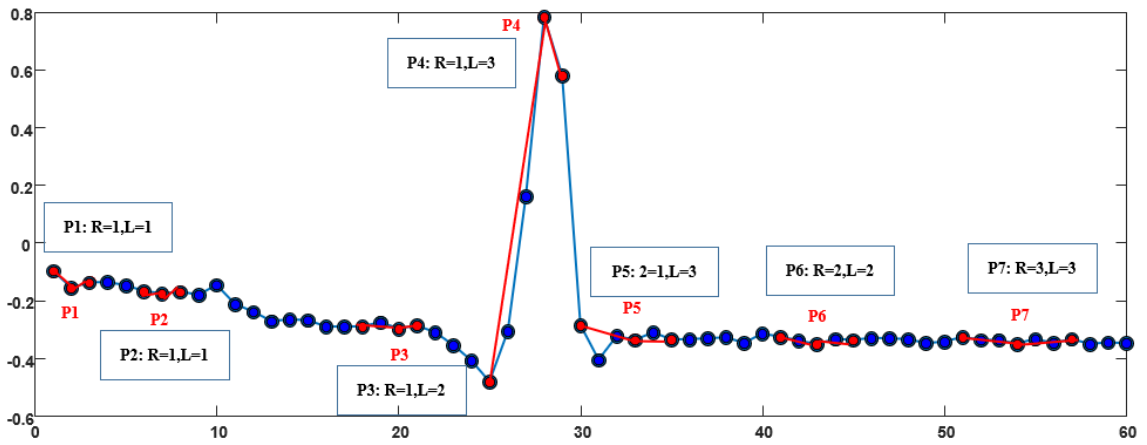
İkinci aşamada; Şekil 3.4(B)'te belirtilen $P = \{P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8\}$ değerleri Pc değeri ile karşılaştırılarak bir ikili değerler elde edilmektedir. Komşu P_i değeri merkezi değerden büyük veya eşitse bir (1), aksi takdirde sıfır (0) değerini alır (Kaya ve ark., 2014) (Şekil 3.4 (C)).

Üçüncü aşamada; Karşılaştırmalarda merkez değerler için ikili LBP kodları meydana gelir. Bu ikili kodlar ondalık değeri verilen Pc noktaların çevresindeki yerel yapı bilgisini temsil eder. Daha sonra bu elde edilen bu ikili dizge ondalık değere dönüştürülür (Kaya ve ark., 2014) (Şekil 3(D)).

Dördüncü aşamada yukarıdaki adımlar tek tek sinyal üzerindeki tüm değerler için gerçekleştirilir. Uygulanan bu yöntem ile işaretlerden 0-255 aralığında değerlere sahip 1D-LBP sinyali elde edilmiş olur. Diğer bir deyişle 1D-LBP sinyali 0-255 aralığındaki değerlerden oluşmaktadır. Elde edilen her bir değerın frekansı; bir örüntünün ifadesidir. 1D-LBP işaretlerine ait histogram makine öğrenmesi yöntemler için öznitelik vektörü olarak kullanılmaktadır (Kaya ve ark., 2014).

3.2.3.2. Açık Örüntüler Yöntemi

İkinci öznitelik çıkarım yaklaşımı olarak açık örüntüler yöntemi kullanılarak PHnın teşhisi gerçekleştirilmiştir. Açık Örüntüler, PH sinyallerinden etkin özelliklerin elde edilmesi için sinyaller üzerindeki değerlerin birbirleri ile oluşturdukları açık bilgilerini kullanan istatistiksel bir yaklaşımdır. Açık örüntüler yöntemi Şekil 3.5 üzerinde anlatılmıştır. Şekil 3.5'te bir örnek sinyal üzerinde örnek noktalar gösterilmiştir (Kaya ve Özdemir, 2019).

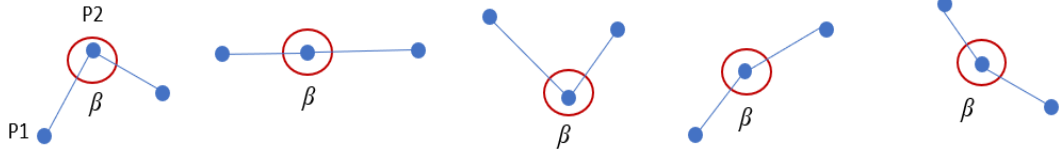


Şekil 3.5. Bir örnek sinyal parçası için açık örnekleri

Bu yöntemde Şekil 3.5'te gösterildiği gibi öncelikle sinyal üzerindeki değerler arasındaki açık değerleri hesaplamaktadır. Bu işlem tüm sinyal boyunca devam etmektedir. Açık dönüşümü (AT) sonucunda sadece açık bilgilerinden oluşan yeni bir sinyal elde edilmektedir. Zaman serisinde herhangi bir $P_i^{x,y}$ noktası için açık değeri eşitlik 3.17 ile hesaplanmaktadır. ($P_i^x > 0$ olmak üzere):

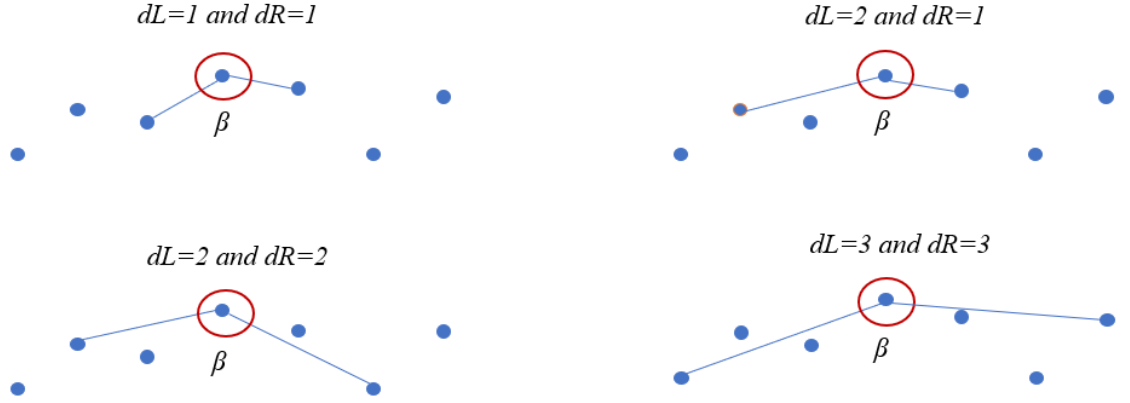
$$\theta_i = \text{round}\left(\arctan\left(\frac{\left| \det \begin{bmatrix} p_{i-1}^x - p_i^x & p_{i-1}^y - p_i^y \\ p_i^x - p_{i+1}^x & p_i^y - p_{i+1}^y \end{bmatrix} \right|}{(p_{i-1}^x - p_i^x)(p_i^x - p_{i+1}^x) + (p_{i-1}^y - p_i^y)(p_i^y - p_{i+1}^y)}\right)\right) \quad (3.17)$$

Burada θ_i radyal olarak elde edilmektedir. Daha sonra oluşan açıların frekansları hesaplanmaktadır. Diğer bir deyişle yeni oluşan açı işaretlerine ait histogram elde edilmektedir. Komşu 3 nokta arasındaki aşağı bakan açı hesaplanmaktadır. Örnek açılar Şekil 3.6’da gösterilmiştir (Kaya ve Özdemir, 2019).



Şekil 3.6. Örnek açı örüntüler

Açı yönteminde, referans noktadan sola ve sağa doğru kaçınıcı komşuluğa bakılacağını ifade eden sırasıyla distance from Left (dL) ve distance from Right (dR) isimli iki uzaklık parametresi bulunmaktadır. dL parametresi P1 noktasının P2 noktasına olan uzaklığını belirtir. Diğer bir deyişle, P1 noktasının P2 noktasına göre soldan kaçınıcı nokta alınacağını belirtmektedir. dR parametresi ise P3 noktasının P2 noktasına sağ taraftan olan uzaklığını belirtir. dL ve dR değerlerine göre P1, P2 ve P3 arasında farklı açılar oluşmaktadır. Bunlar da farklı örüntülerin elde edilmesini sağlamaktadır. Farklı dL ve dR gösterimleri Şekil 3.7’de verilmiştir (Kaya ve Özdemir, 2019).



Şekil 3.7. dL ve dR parametrelerine göre oluşan örüntüler

İşaretlere açı yöntemi uygulandıktan sonra işaretler 0 ile 359 arasındaki değerlere dönüşmektedir. Her açı değerinin frekansı bir açı örüntüsü olarak ele alınmaktadır. Diğer bir deyişle yeni oluşan açı işaretlerine ait histogram öznelik vektörü olarak düşünülebilir.

3.2.3.3. Dalgacık Dönüşüm yöntemleri

3.2.3.3.1. Kesikli Cosinüs Dönüşümü (Discrete Cosine Transform)

Ayrık Kosinüs Dönüşümü, doğrusal bir dönüşüm veya karmaşık üstellerin kombinasyonu olarak bir N-giriş dizisi xn , $0 \leq n \leq N-1$ 'dir. Sonuç olarak, xn gerçek olsa bile DCT katsayıları genel olarak karmaşıktır. Örneğin, xn gerçek dizisini kosinüs dizisinin doğrusal bir kombinasyonu olarak ifade eden $N \times N$ yapıya sahip bir ortogonal dönüşüm bulmaya çalışır (Anonim, 2021).

$$X(K) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos \frac{2\pi kn}{N} \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (3.18)$$

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) \cos \frac{2\pi kn}{N} \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (3.19)$$

Bu, N nokta dizisi xn gerçek ve çift ise mümkündür.

Böylece, $x(n) = x(N - n), 0 \leq n \leq (N - 1)$. Ortaya çıkan DCT' nin kendisi gerçek ve eşittir. Bu şeyler, herhangi bir N noktalı gerçek dizi için, dizinin bir "Eşit uzantısının" $2N$ nokta DCT'sini alarak ayırık bir kosinüs dönüşümü düzenleyebileceğimizi açıkça ortaya koymaktadır. DCT, temel olarak görüntü ve konuşma işlemede kullanılır. Görüntülerin ve konuşma sinyallerinin sıkıştırılmasında da kullanılır (Anonim, 2021).

Benzer şekilde yapılan bir çalışmada, AKD (Ayrık Kosinüs Dönüşümü-DCT) özellik çıkarım yöntemine dayanan 1 boyutlu (1B) ve 2 boyutlu (2B) biyomedikal işaret analizleri yapılarak yüksek doğruluklu epilepsi hastalığı teşhisi yöntemi yapılmıştır. (Yağmur, 2020). Yapılan başka bir çalışmada, sabit görüntüler ve video işaretleri için ayırık dalgacık dönüşümü ayırık kosinüs dönüşümü tabanlı sayısal damgalama yöntemi kullanılmıştır. (Emek, 2006). Görüntü tabanlı yapılan bir diğer çalışmada ise yüz tanıma ilgi yüksek doğruluk beklentisi nedeniyle 3 boyutlu (3B) yöntemlere yönelmiş ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD) tabanlı yeni bir simetri ölçütü tanımlanarak yüz bulma ve hizalamada kullanılmıştır (Günlü, 2010).

Benzer şekilde yapılan bir çalışmada, renkli biyometrik resimler için yeni bir sayısal damgalama yöntemi sunulmuş ve bu yöntemin başarımı Ayrık Kosinüs Dönüşümü, Ayrık Dalgacık Dönüşümü, Tekil Değer Ayırımı Yöntemi gibi literatürde yoğun olarak kullanılan yöntemlerle karşılaştırılmıştır (Doğan, 2011). Başka bir çalışmada, Laplace dönüşümü adı verilen integral dönüşümü tanımlayarak, tanımlanan integral dönüşümünün önce kendisiyle olan ilişkisi incelenmiş ve bunun sonucunda geliştirilmiş Stieltjes dönüşümü elde edilerek geliştirilmiş Laplace dönüşümünün, Stieltjes dönüşümü, Fourier sinüs ve Fourier kosinüs dönüşümleri arasındaki ilişki incelenmiş ve sonucunda Üstel integral dönüşümü, Üst Eksik Gamma integral dönüşümü, geliştirilmiş Glasser dönüşümü ve Widder potansiyel dönüşümleri arasında bağıntılar elde edilerek Parseval-Goldstein tipi özdeşlikler elde edilmiş ve elde edilen yeni özdeşliklerin özel hallerinin daha önce bilinen özdeşlikler olduğu gösterilmiştir (Karatas, 2020).

Sinyal tabanlı bir çalışmada ise kablosuz radyo-frekans (RF) sinyallerinin potansiyelleri, RF sinyallerini kullanarak sınıflandıran cihazsız havaya yazma tanıma sistemi olan bir insan-makine etkileşimi uygulamasında Ayrık Kosinüs Dönüşümü (DCT) katsayılarını ayırt edici özellikler olarak kullanılmıştır (Uysal, 2020).

3.2.3.3.2. Kesikli Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform)

Sürekli Fourier dönüşümü şu şekilde tanımlanır:

$$\begin{aligned} f(v) &= F_t[f(t)](v) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-2\pi i v t} dt \end{aligned} \quad (3.20)$$

Şimdi ayırık bir fonksiyon durumuna genelleme, $f(t) \rightarrow f(t_k)$, burada $t_k = k\Delta$, $k = 0 \dots N-1$

Bunu yazmak, ayırık Fourier dönüşümünü verir,

$$F_n = F_k[\{f_k\}_{k=0}^{N-1}](n) \quad (3.21)$$

$$F_n = \sum_{k=0}^{N-1} f_k e^{-2\pi i n k / N} \quad (3.22)$$

ters dönüşüm,

$$f_k = F_n^{-1}[\{F_n\}_{n=0}^{N-1}](k) \quad (3.23)$$

sonra

$$f_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} F_n e^{2\pi i n k / N} \quad (3.24)$$

Ayrık Fourier dönüşümleri (DFT'ler), girdi verilerindeki periyodiklikleri ve ayrıca herhangi bir periyodik bileşenin görelî kuvvetlerini ortaya koydukları için son derece faydalıdır. Bununla birlikte, ayrık Fourier dönüşümlerinin yorumlanmasında birkaç incelik vardır. Genel olarak, gerçek bir sayı dizisinin ayrık Fourier dönüşümü, aynı uzunluktaki karmaşık sayıların bir dizisi olacaktır (Arfken, 2019). Kesikli Fourier Dönüşümü ile ilgili farklı alanlarda yakın zamanlarda yapılan bazı çalışmalar şöyle özetlenebilir;

Yakın zamanda yapılan bir çalışmada, konuşma ve ses sinyallerinin kör damgalanması için yeni bir şema olan sinyalin çerçeveledikten sonra ayrık dalgacık dönüşümü (DWT) kullanıldı ve ardından her çerçeveye ayrık kosinüs dönüşümü (DCT) uygulanarak, korelasyon amacıyla, çerçeveyi iki parçaya ayırmak için alt örnekleme yapıldı (Saadi, 2019). Başka bir çalışmada, önceki frekans tahmin yöntemleri, sıradan ayrık Fourier dönüşümüne (DFT) dayanmaktadır ve iki yakın aralıklı frekans bileşenini tahmin etmek için yeterli olmadığını ortaya koymuştur. İki frekans bileşeni arasındaki mesafe üç kutudan az olduğunda, önceki yöntemlerin sonuçları önemli hatalar sunar. Bundan dolayı simetrik DFT'nin sıradan DFT'den daha iyi faz özelliklerine sahip olduğunu ve fazın çeşitli yönlerden genlikten daha sağlam olduğu bulunmuştur (Li, 2021).

Mekanik alanında yapılan bir çalışmada ise silindirik dişliler, düz ve spiral konik dişlilerden oluşan bir dişli kutusunun doğrusal olmayan dinamik analizinde, Fourier katsayılarının hesaplanmasında, kesikli Fourier dönüşümü kullanan dişli dinamiği çalışmalarının aksine sürekli-zamanlı Fourier dönüşümü kullanılmıştır (Yavuz, 2018). Fourier dönüşümlerinin kullanıldığı bir diğer alan ise görüntü filigranlama alanı olarak görülmektedir. Bu alanda yapılan çalışmada, renkli görüntünün telif hakkını korumak için, dörtlü ayrık Fourier dönüşümüne (QDFT) ve tensör ayrıştırmasına (TD) dayalı bir renkli görüntü filigran şeması sunulmaktadır. Spesifik olarak, kapak görüntüsü örtüşmeyen bloklara bölünür ve ardından her bir görüntü bloğunda QDFT gerçekleştirilir (Li, 2021).

3.2.3.3.3. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform-DWT)

DWT, sinyalin kompakt bir temsilini sağlar, zengin bir dizi temel fonksiyona sahiptir ve çok verimli bir şekilde uygulanabilir. Bir DWT, Sürekli Dalgacık Dönüşümü'nden (CWT) türetilebilir. Bir zaman sinyali verildiğinde $x(t)$, sürekli dalgacık dönüşümü şu şekilde verilir:

$$CWT(r,s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-r}{s}\right) dt \quad (3.25)$$

Burada ψ^* eşlenik operatördür. $\psi(t)$ “ana dalgacık” adı verilen bir zaman fonksiyonudur, r ($r \geq 0$) analiz penceresinin zaman konumu ile ilgilidir ve s ölçeğe

karşılık gelir. $s < 1$ ölçek analiz fonksiyonunu genişletir, ölçek $s > 1$ analiz fonksiyonunu sıkıştırır. r ve s değiştirilerek, “ana dalgacık” ölçeklenir ve kaydırılır (Didiot. e).). Bu tez kapsamında kullanılan diğer dönüşüm yöntemlerinde olduğu gibi Kesikli Wavelet Dönüşümü ile ilgili farklı alanlarda yakın zamanlarda yapılan bazı çalışmalar şöyle özetlenebilir;

Göğüs kanserinin erken teşhisi, tedavi ve ölüm oranının azaltılması için mamografi ile teşhisin yanında Radyolojistlere yardımcı olmak için anormalliklerin belirlenmesinde çeşitli teknikler kullanmayı önermektedir. Bu kapsamda dijital mamogramlar matematiksel morfoloji ve kaldırma düzenli dalgacık dönüşümü kullanılarak analiz edilebilen bir yöntem ortaya konmuştur. (Tüysüz, 2007)

Diğer bir Çalışmada ise bulunan resimler üzerinde insan yüzü resimlerinin tanınmasını için kesikli dalgacık dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. (Özdemir, 2007). Başka bir çalışmada, düşük frekans ile kesikli dalgacık dönüşümü, ikinci düzeyi ayrıştırma ve tahmini katsayıları ile ilgili RMS (ortalama kare kökü) uygulanmıştır. (Maraha, 2014). Benzer şekilde tıbbi görüntüler üzerinde yapılan diğer bir çalışmada hastanelerde oldukça önem arz eden tıbbi görüntülemeyi kesikli dalgacık dönüşümü kullanarak iki tıbbi görüntülemeleri birleştirmek için bir program tasarlandı. (Moshantat, 2019). Bu dönüşüm yöntemleri bir çok alanda aktif olarak kullanıldığı gibi çeşitli donanım birimlerinden elde edilen sinyal verilerinde bulunan gürültülerin ortadan kaldırılması amacı ile de kullanılmıştır. Bu bağlamda yapılan bir çalışmada konuşma sinyalinden gürültünün arındırılması için dalgacık dönüşümünün performansını incelemeyi amaçlamaktadır. Dalgacıklar sayısal konuşma işlemede özellikle kodlama, iyileştirme veya gürültü temizlemede yaygın olarak kullanılırlar (Alak, 2018).

3.2.4. İstatiksel Öznitelik Çıkarım Yaklaşımları

Tez çalışması kapsamında üzerinde işlem yapılan veri setine ait 17 işaret verileri bulunmaktadır. Sensörler aracılığı ile toplanan bu işaretler kümesine tez çalışması süresince geliştirilen öznitelik çıkarım metodları uygulandıktan sonra sınıflandırmada avantaj sağlayacağı düşünülen bazı istatistiksel özellikler kullanılmaktadır. Kullanılan bu özelliklerin sınıflandırmada performansı olumlu yönde etkileyeceği düşünülmektedir. Sınıflandırmada avantajlı olacağı düşünülen özellikler bu bölümde ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

3.2.4.1. Ortalama

Ortalama, bir sayısal veri serisinde bulunan tüm elemanların toplamının bu veri serisinde bulunan eleman sayısına oranını vermektedir. Örneğin 3, 2, 5, 8, 13,1 elemanlarından oluşan bir seri de ortalama hesaplanırken öncelikle serideki elemanların toplamı bulunarak eleman sayısına bölünmektedir. Örnek verilen seri de elemanların toplamı 32 olmaktadır. bu toplam eleman sayısı olan 6'ya bölünerek ortalama değeri 5.33 olmaktadır (Sümbüloğlu, 2002).

Ortalama istatistiksel özelliği hesaplanırken Denklem 3.26 kullanılmaktadır.

$$ortalama = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N} \quad (3.26)$$

Burada N, serideki eleman sayısını ve X_i , i. elemanın değerini göstermektedir.

3.2.4.2. Standart Sapma

Standart sapma, verilerin ortalamaya göre nasıl bir yayılım gösterdiğini bilgisini vermektedir. Standart sapma ile verilerin kaçının ortalama değerine yakın olduğu tahlil edilebilmektedir. Bu durumda standart sapma değerinin küçük olması verilerin ortalama değere yakın olacak şekilde bir dağılım gösterdiğini vermektedir. Standart sapma değerinin büyük olması ise serideki elemanların ortalama değerden uzak değerlerde dağılım gösterdiğini vermektedir. Standart sapma Denklem 3.27 kullanılarak hesaplanmaktadır (Sümbüloğlu, 2002).

$$Standart\ Sapma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - ort)^2}{N}} \quad (3.27)$$

3.2.4.3. Enerji

Enerji, işaret gücünün bir ölçütü olarak serideki elemanların yoğunluğunun dağılımı hakkında bilgi vermektedir. Enerji Denklem 3.28 kullanılarak hesaplanmaktadır (Özel, 2021).

$$Enerji = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i)^2}{N}} \quad (3.28)$$

Burada N, serideki eleman sayısını ve X_i , i. elemanın değerini vermektedir.

3.2.4.4. Varyans

Varyans, bir veri setinin nasıl dağıldığının ölçüsüdür. Düşük varyans, verilerinle uyumlu olduğunun bir göstergesi olduğundan istatistiksel modeller oluştururken kullanışlıdır (Sümbüloğlu, 2002).

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n - 1} \quad (3.29)$$

Burada S^2 , varyanstır. Varyans, daima kare biriminde ölçülür. n serideki eleman sayısını, $\bar{X}$, örneklemin ortalaması ve X_i , i. elemanın değerini vermektedir.

3.2.4.5. Minimum

Minimum, bir serideki elemanların en küçüğünü göstermektedir. Serideki elemanlar küçükten büyüğe sıralandığında sıralı dizgenin ilk elemanı serideki minimum değeri vermektedir. Verilen serideki en küçük elemanı bulmak için Denklem 3.30 kullanılmaktadır (Sümbüloğlu ve ark., 2002).

$$EK = \min(X_1, X_2, X_3, \dots, X_N) \quad (3.30)$$

Burada EK, en küçük elemanı; X , serideki elemanları ve N, serideki eleman sayısını göstermektedir.

3.2.4.6. Maksimum

Maksimum, bir serideki elemanların en büyüğünü göstermektedir. Serideki elemanlar büyükten küçüğe sıralandığında sıralı dizgenin ilk elemanı serideki maksimum değeri vermektedir (Sümbüloğlu ve ark., 2002).

Verilen serideki en büyük elemanı bulmak için Denklem 3.31 kullanılmaktadır.

$$EB = \max(X_1, X_2, X_3, \dots, X_N) \quad (3.31)$$

Burada EB, en büyük elemanı; X, serideki elemanları ve N, serideki eleman sayısını göstermektedir.

3.2.4.7. Çarpıklık

Çarpıklık, rastgele bir süreçteki dağılıma ilişkin bilgiyi vermektedir. Çarpıklık katsayısı (ÇK) hesaplanarak dağılımın çarpıklığının hangi yöne doğru olduğu tahlil edilebilmektedir. Çarpıklık katsayısı Denklem 3.32'a göre hesaplanmaktadır (Sümbüloğlu, 2002).

$$\text{ÇK} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \text{ort})^3 / N}{SS^3} \quad (3.32)$$

Burada N, serideki eleman sayısını; X_i , i. elemanın değerini; ort, serideki elemanların ortalamasını ve SS, serideki elemanların standart sapmasını vermektedir. ÇK sıfır çıktığı durum dağılımın simetrik olduğunu yani çarpıklık olmadığını göstermektedir. ÇK'nın negatif çıkması durumu elemanların daha çok ortalamadan soluna doğru dağılmış olmasını yani sola çarpıklığı ifade ederken, pozitif çıkması dağılımın sağa çarpıklığını ifade etmektedir (Şekil 3.8).



Şekil 3.8. Çarpıklık durumları (A) Çarpıklık olmayan durum, (B) Pozitif çarpıklık durumu, (C) Negatif çarpıklık durumu.

Bir seriye ait çarpıklık durumu hesaplanırken Denklem 3.33 kullanılmaktadır.

$$\text{Çarpıklık} = \frac{N-1}{(N-2)(N-3)} \left[(N+1) \left(\left(\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \text{ort})^4}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \text{ort})^2} \right) - 3 \right) + 6 \right] \quad (3.33)$$

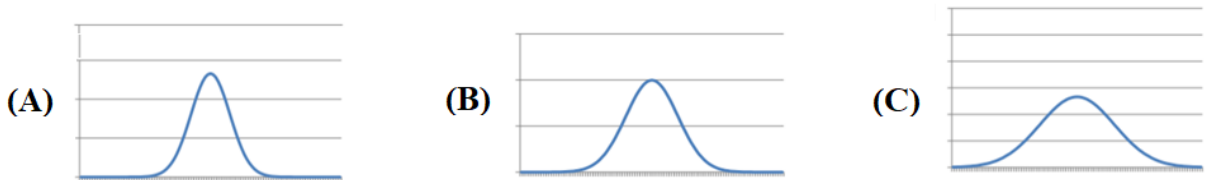
Burada N, serideki eleman sayısını; X_i , i. elemanın değeri ve ort, serideki elemanların ortalamasını vermektedir.

3.2.4.8. Basıklık

Basıklık, bir dağılımın eğimi hakkında bilgi vermektedir. Basıklık durumu incelenirken basıklık katsayısına (BK) bakılmaktadır. Basıklık katsayısı hesaplanırken aşağıdaki denklem (3.34) kullanılmaktadır (Sümbüloğlu, 2002).

$$BK = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \text{ort})^4 / N}{SS^4} - 3 \quad (3.34)$$

Burada N, serideki eleman sayısını; X_i , i. elemanın değerini; ort, serideki elemanların ortalamasını ve SS, serideki elemanların standart sapmasını vermektedir. BK sıfır olduğu durum normal dağılımı göstermektedir. Normal dağılımdan daha belirgin dağılımların BK değeri pozitif iken, normal dağılıma göre daha az belirgin dağılımların BK değeri negatif olmaktadır (Şekil 3.9).



Şekil 3.9: Basıklık durumları (A) $BK > 0$ durumunda basıklık, (B) $BK = 0$ durumunda normal dağılım, (C) $BK < 0$ durumunda basıklık

Şekilde, incelendiğinde (A)'da verilen şekil standart normal dağılıma göre daha sivri olmaktadır, (C)'de verilen şeklin daha basık olduğu görülmektedir.

Bir seriye ait basıklık durumu hesaplanırken aşağıdaki denklem kullanılmaktadır.

$$Basıklık = \frac{\sqrt{N(N-1)}}{N-2} \left(\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - ort)^3}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - ort)^2} \right)^{3/2} \quad (3.35)$$

Burada N, serideki eleman sayısını; X_i , i. elemanın değeri ve ort, serideki elemanların ortalamasını vermektedir.

3.2.4.9. Medyan

Medyan, bir sayısal veri serisi sıralandığında ortada kalan sayıdır. Medyan, bir serideki elemanların küçükten büyüğe doğru sıralanması ile oluşan sıralı dizgedeki ortanca elemanın değeridir. Medyan değerinin sırasının hesaplanması aşağıdaki denklemde verilmektedir (Sümbüloğlu, 2002).

$$Medyan Sırası = \frac{(Eleman sayısı + 1)}{2} \quad (3.36)$$

Örneğin 3, 2, 5, 8, 13,1,14 elemanlarından oluşan bir seri de medyan hesaplanırken öncelikle serideki elemanların küçükten büyüğe doğru sıralaması yapılmaktadır. Verilen örnek seride bulunan elemanla sıralandığında 1, 2, 3, 5, 8, 13, 14 dizisi elde edilmektedir. Elde edilen bu yeni dizinin ortanca elemanı yani medyanı 5 olmaktadır.

3.2.4.10. Mod (Tepe Değer)

Mod, bir sayısal veri serisi içinde en çok tekrar eden sayıdır. Bu sayının tekrar adedine de frekans denir (Sümbüloğlu ve ark., 2002).

Örneğin 1, 5, 4, 5, 1, 3, 5 serisinde en çok tekrar eden sayı 5 sayıdır ve frekansı 3'tür (3 kez tekrar etmiş).

Bazi serilerin 2 modu olabilir. Örneğin 1, 5, 4, 5, 3, 4, 5, 2, 3, 4 serisinde 4 ve 5 sayıları 3'er kez tekrar etmişlerdir. Bu durumda bu serinin 4 ve 5 olmak üzere iki modu vardır.

3.2.4.11. Korelasyon

Korelasyon analizi, değişkenler arasındaki ilişkinin yönünü, derecesini ve önemini ortaya koyan istatistiksel yöntemdir. İlişkinin yönünü ve derecesini belirten katsayıya korelasyon katsayısı denir.

$$K = \sum_{i=1}^N \frac{i * X_i - f1}{\sigma_x}$$

Korelasyon katsayısı küçük r harfi ile gösterilir ve r değeri -1 ile +1 arasında değerler alır. Eğer r değeri -1'e yakın değerler alıyor ise değişkenler arasında negatif yönde, +1'e yakın değerler alıyor ise pozitif yönde bir ilişki olduğu belirlenir. Eğer r değeri sıfıra yakın değerler alıyor ise iki değişken arasında bir ilişki olmadığı sonucuna varılır (Çolak, 2014).

3.2.5. Sınıflandırma Metotları

3.2.5.1. K En Yakın Komşuluklar (KNN):

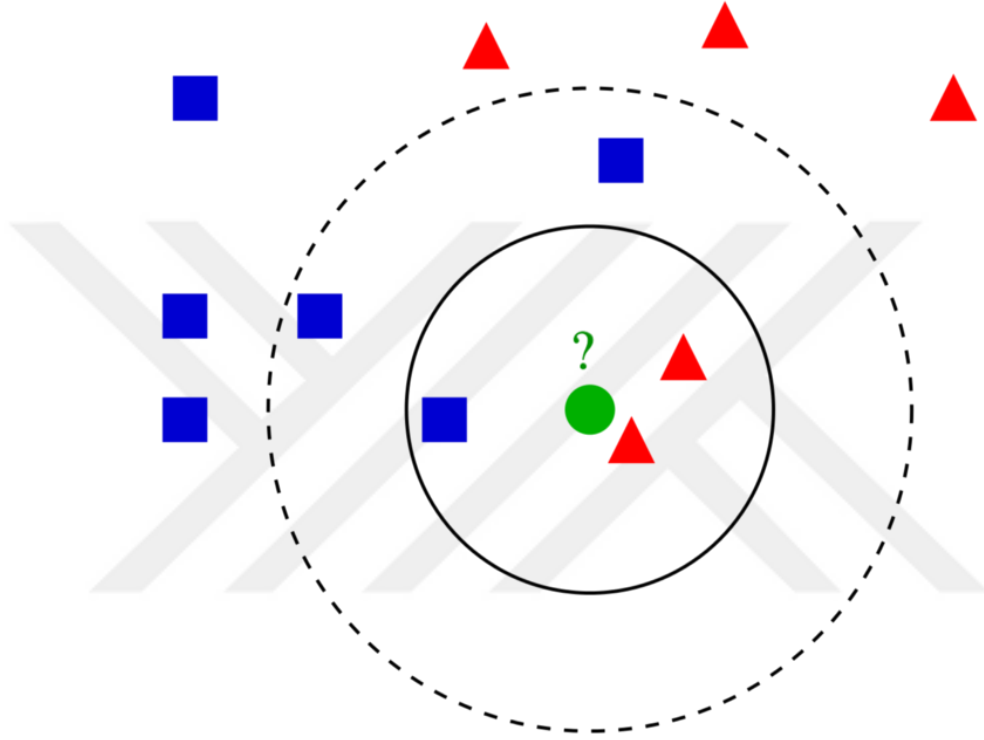
KNN, Denetimli Öğrenmede sınıflandırma ve regresyon için kullanılan algoritmalarından biridir. En basit makine öğrenmesi algoritması olarak kabul edilir (Arslan, 2020).

KNN (K-Nearest Neighbors) Algoritması iki temel değer üzerinden tahmin yapar.

Distance (Uzaklık): Tahmin edilecek noktanın diğer noktalara uzaklığı hesaplanır. Bunun için Minkowski uzaklık hesaplama fonksiyonu kullanılır.

K (komşuluk sayısı): En yakın kaç komşu üzerinden hesaplama yapılacağını Belirler. K değeri sonucu direkt etkileyecektir. K 1 olursa overfit etme olasılığı çok yüksek olacaktır. Çok büyük olursa da çok genel sonuçlar verecektir. Bu sebeple

optimum K deęerini tahmin etmek problemin asıl konusu olarak karřımızda durmaktadır. K deęerinin önemini ařaęıdaki grafik çok güzel bir řekilde göstermektedir. Eęer $K=3$ (düz çizginin olduęu yer) seçersek sınıflandırma algoritması ? iřareti ile gösterilen noktayı, kırmızı üçgen sınıfı olarak tanımlayacaktır (řekil 3.10). Fakat $K=5$ (kesikli çizginin olduęu alan) seçersek sınıflandırma algoritması, aynı noktayı mavi kare sınıfı olarak tanımlayacaktır (Arslan, 2020).



řekil 3.10: KNN yöntemi (Arslan, 2020).

3.2.5.2. Lojistik Regresyon (LR)

Son yıllarda tıp, biyoloji, tarım ve ekonomi gibi alanlarda kolay kullanımı ve yorumlanması nedeniyle lojistik regresyon yaygın olarak kullanılan ve tercih edilen bir yöntem haline gelmiştir. İstatistiksel uygulamalarda arařtırmacılar tarafından genellikle bağımsız deęiřkenlerle bağımlı deęiřken arasında iliřki olup olmadıęı analiz edilmek istenir. Yapılan istatistiksel analiz yöntemlerinde, verilerin yapısına göre en uygun yöntemin belirlenmesi büyük önem arz etmektedir. Bağımlı deęiřken sürekli olduęunda, genellikle doęrusal regresyon modeli kullanılmaktadır. Doęrusal modellerin önemli bir

varsayımı hata terimlerinin normal dağılıma sahip olmasıdır. Tipik doğrusal regresyon modeli: $Y = X\beta + \varepsilon$ biçiminde tanımlanmaktadır. Belirtilen doğrusal regresyon modelinde bağımsız değişkenlerin kesikli veya sürekli olmaları modelin tahmininde kullanılacak yöntemi ve bu yöntemle elde edilen parametre tahminlerinin özelliklerini etkilemez. Bu nedenle modele girecek bağımsız değişkenler hem kesikli hem de sürekli değişkenler olabilirler. Buna karşın modeldeki bağımlı değişkenin kesikli bir yapıya sahip olmasının etkisi büyüktür. Bağımlı değişkenin kategorik olması durumunda normallik varsayımı bozulmakta ve tipik doğrusal model uygulanamamaktadır (Güner, 2014).

Lojistik regresyon analizi, son dönemlerde özellikle sosyal bilimler alanında kullanımı yaygınlaşan bir yöntemdir. Neden sonuç ilişkilerinin ortaya konulması amacıyla yapılan çoğu sosyo-ekonomik araştırmada, incelenen değişkenlerden bazıları olumlu-olumsuz, başarılı-başarısız, evet-hayır – memnun-memnun değil şeklinde iki düzeyli verilerden oluşmaktadır. Bu türde bağımlı değişkenin iki düzeyli ya da çok düzeyli kategorik verilerden oluşması durumunda; bağımlı değişken ile bağımsız değişken(ler) arasındaki neden-sonuç ilişkisinin incelenmesinde, Lojistik Regresyon Analizi önemli bir yere sahiptir (Agresti ve Coull, 1996).

Lojistik regresyon modelinin temeli, 2 seviyeli bir ilgi sonucunun olasılığına dayanmaktadır. Basit olması için, sonuç düzeylerinden birini ilgilenilen olay olarak belirlediğimizi ve aşağıdaki metinde buna basitçe olay denileceği varsayılır. Olayın olasılığı, olayın olma olasılığının, olmama olasılığına oranıdır. Oranlar genellikle kumar oynamak için kullanılır ve "çift oranlar" (oranlar=1) olayın yarısında gerçekleşen olaya karşılık gelir. Bu, tek bir zarda çift sayı atmak için geçerli olacaktır. <5 bir sayı gelme olasılığı 2 olacaktır çünkü <5 bir sayı yuvarlama olasılığı 5 veya 6 gelme olasılığından iki kat daha fazladır (LaValley, 2008).

3.2.5.3. Rasgele Orman (RF)

Rastgele ormanlar, topluluklar oluşturmak için en iyi performans gösteren yöntemlerden biridir. Gücünü iki yönden alırlar: eğitim verilerinin rastgele alt örneklerini kullanmak (Bagging yönteminde olduğu gibi) ve temel seviye sınıflandırıcılarını (karar ağaçları) öğrenme algoritmasını rastgele seçmek. Temel düzey algoritması, ağaç yapımının her adımında özelliklerin bir alt kümesini rasgele seçer ve bunlardan en iyisini seçer. Benzer bir etki elde etmek için Bagging ve rastgele alt

alanlarda kullanılan kavramların bir kombinasyonunu kullanmayı öneriyoruz. Sonuncusu rastgele, başlangıçtaki özelliklerin bir alt kümesini seçer ve taban seviyeli algoritmanın deterministik bir versiyonunu kullanır (Panov ve Džeroski, 2007)

Rastgele Orman, büyük veri kümeleri üzerinde hızla çalışabilen, hesaplama açısından verimli bir tekniktir. Birçok yeni araştırma projesinde ve çeşitli alanlarda gerçek dünya uygulamalarında kullanılmıştır. Bununla birlikte, ilgili literatür, bir Rastgele Orman oluşturmak için kaç ağacın kullanılması gerektiği konusunda neredeyse hiçbir talimat vermemektedir. Burada bildirilen araştırma, bir Rastgele Orman içinde optimal sayıda ağaç olup olmadığını, yani ağaç sayısını artırmanın önemli bir performans kazancı getirmeyecek ve yalnızca hesaplama maliyetini artıracak bir eşik olup olmadığını analiz eder. Ana sonuçlarımız şunlardır: ağaç sayısı arttıkça, ormanın performansının her zaman önceki ormanlardan (daha az ağaç) önemli ölçüde daha iyi olduğu anlamına gelmez ve ağaç sayısını ikiye katlamanın bir anlamı yoktur. Devasa bir hesaplama ortamı mevcut olmadığı sürece, ötesinde önemli bir kazancın olmadığı bir eşiğin olduğunu söylemek de mümkündür. Ek olarak, herhangi bir ormandaki ağaç sayısı iki katına çıkarıldığında AUC kazancı için deneysel bir ilişki bulundu. Ayrıca, ağaçların sayısı arttıkça, biyomedikal alanda ilginç olmayabilecek bir Rastgele Orman içinde tüm nitelikler kullanılma eğilimindedir. Ek olarak, burada önerilen veri kümelerinin yoğunluğa dayalı metrikleri, muhtemelen karar ağaçlarındaki VC boyutunun bazı yönlerini yakalar ve düşük yoğunluklu veri kümeleri, büyük kapasiteli makineler gerektirebilirken, bunun tersi de doğru gibi görünmektedir (Oshiro ve ark., 2012). Regresyon ve sınıflandırma için çoğu istatistiksel prosedür, istatistiksel önemi ve Akaike Bilgi Kriteri gibi kriterleri kullanarak değişkenleri seçerek dolaylı olarak değişken önemini ölçer. RF'de alınan yaklaşım tamamen farklıdır. Ormandaki her ağaç için, torba dışı gözlemler için bir yanlış sınıflandırma oranı vardır. Spesifik bir tahmin değişkeninin önemini değerlendirmek için, değişkenlerin değerlerine, torba dışı gözlemler için rastgele izin verilir ve daha sonra yeni tahminler elde etmek için torba torba verilerinin modifiye the değeri ağaçtan geçirilir. Değiştirilen ve orijinal torba dışı veriler için yanlış sınıflandırma oranı arasındaki fark, standart hataya bölünerek değişkenin öneminin bir ölçüsüdür (Cutler ve ark., 2007).

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

4.1. Önerilen Yaklaşım a ait Sonular

Bu alıřmada sol ve saę ayakta yer alan 8'er sensör ve her bir ayaktaki sensörlerin toplamından oluřan 18 kanaldan kayıt edilen yürüyüş iřaretlerinden PH teřhisi için bir yaklaşım önerilmiřtir. İřaretler ok kanaldan ölçüldüğünde kanalların birbirilerini etkileme gibi bir durum oluřabilir. Bu etkiler gürültü olarak ifade edilir. Bu gürültülerin temizlenmesi PH teřhisini kolaylařtırabilir. Bu amala gürültülerin iřaretlerden atılması için CAR, MCAR ve WCAR yöntemler kullanılmıřtır. Bu filtre yöntemler yürüyüş iřaretlerine uygulandığında iřaretlerdeki deęiřimler řekil 4.1'de verilmiřtir. řekil 4.1'e bakıldığında gürültü temizleme iřleminde sonra farklı iřaretlerin oluřtuęu görölmektedir.

Yürüyüş iřaretlerine filtre yöntemler uygulandıktan sonra oluřan iřaretlere LBP dönüşümü uygulanmıřtır. Hem hasta hem de kontrol grubu bir bireye ait sol ayak iřaretlere LBP uygulandığında elde edilen iřaretlere ve bu iřaretlere ait histogramlar řekil 4.2 ve 4.3'te gösterilmiřtir. řekil 4.2-4.3'ten görüldüğü gibi hasta ve kontrol grubu kiřilere ait LBP histogramların birbirinden farklıdır. Histogramlarda farklı örüntülerin olduęu görölmektedir.

Bu dönüşümden sonra iřaretlerden 12 adet istatistiksel öznitelik elde edilmiřtir. Bunun yanında filtre yöntemler kullanılmadan iřaretlere LBP uygulandıktan sonra oluřan iřaretlerden istatistiksel öznitelikler elde edilmiřtir. Son ařamada elde edilen öznitelikler kullanılarak farklı makine öğrenmesi yöntemleriyle PH teřhis edilmeye alıřılmıřtır. LR, KNN ve RF gibi 3 farklı sınıflandırma algoritması kullanılmıřtır. Elde edilen başarı oranları Tablo 4.1'de verilmiřtir.

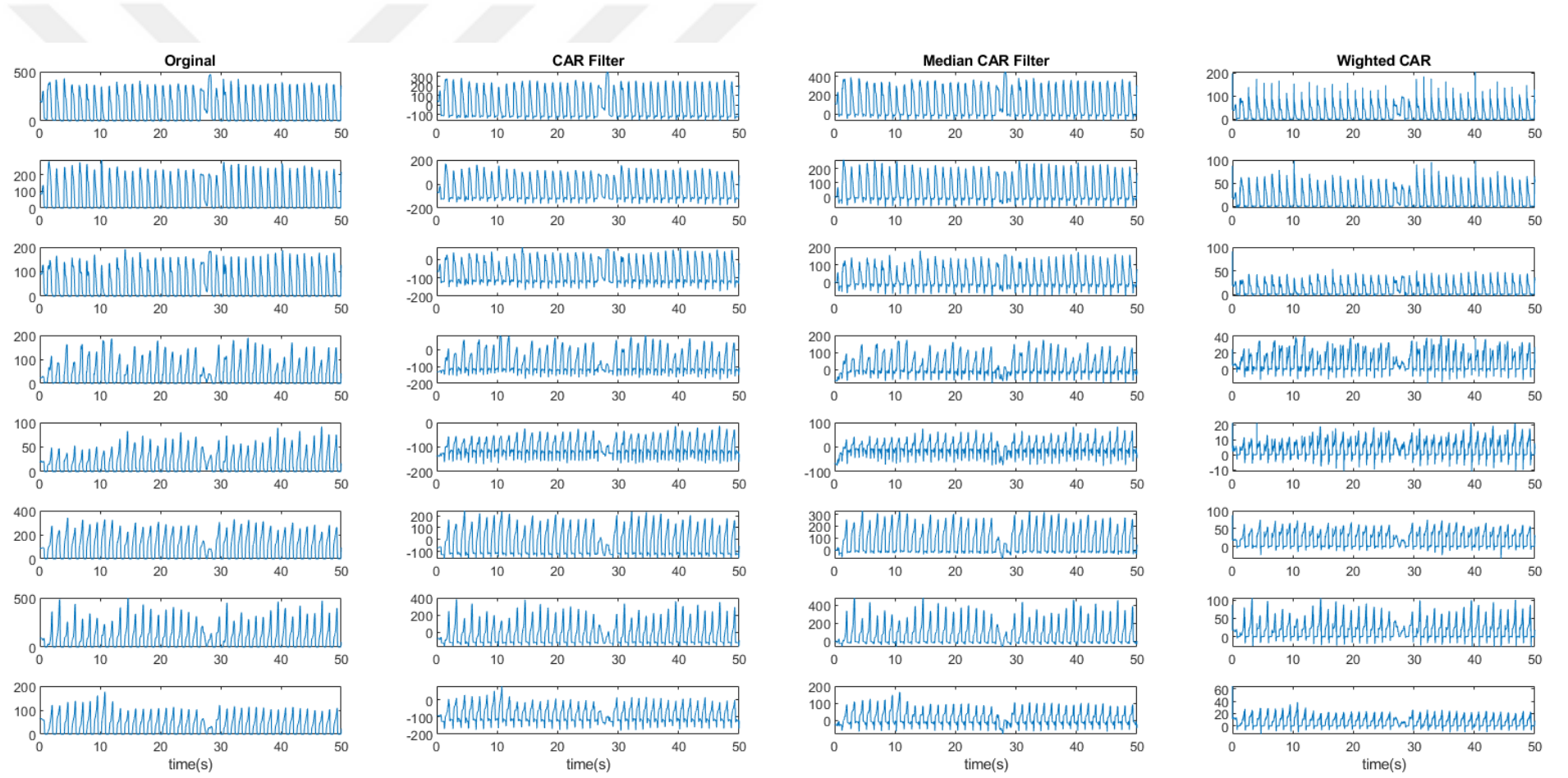
Tablo 4.1: PH teřhis başarı oranları

Filtre Metodu	Logistic Regression	KNN	Random Forest
CAR	78.18	81.04	83.66
MCAR	79.47	81.41	84.33
WCAR	83.00	88.56	86.27
Filtre Uygulanmadan	76.14	76.79	80.39

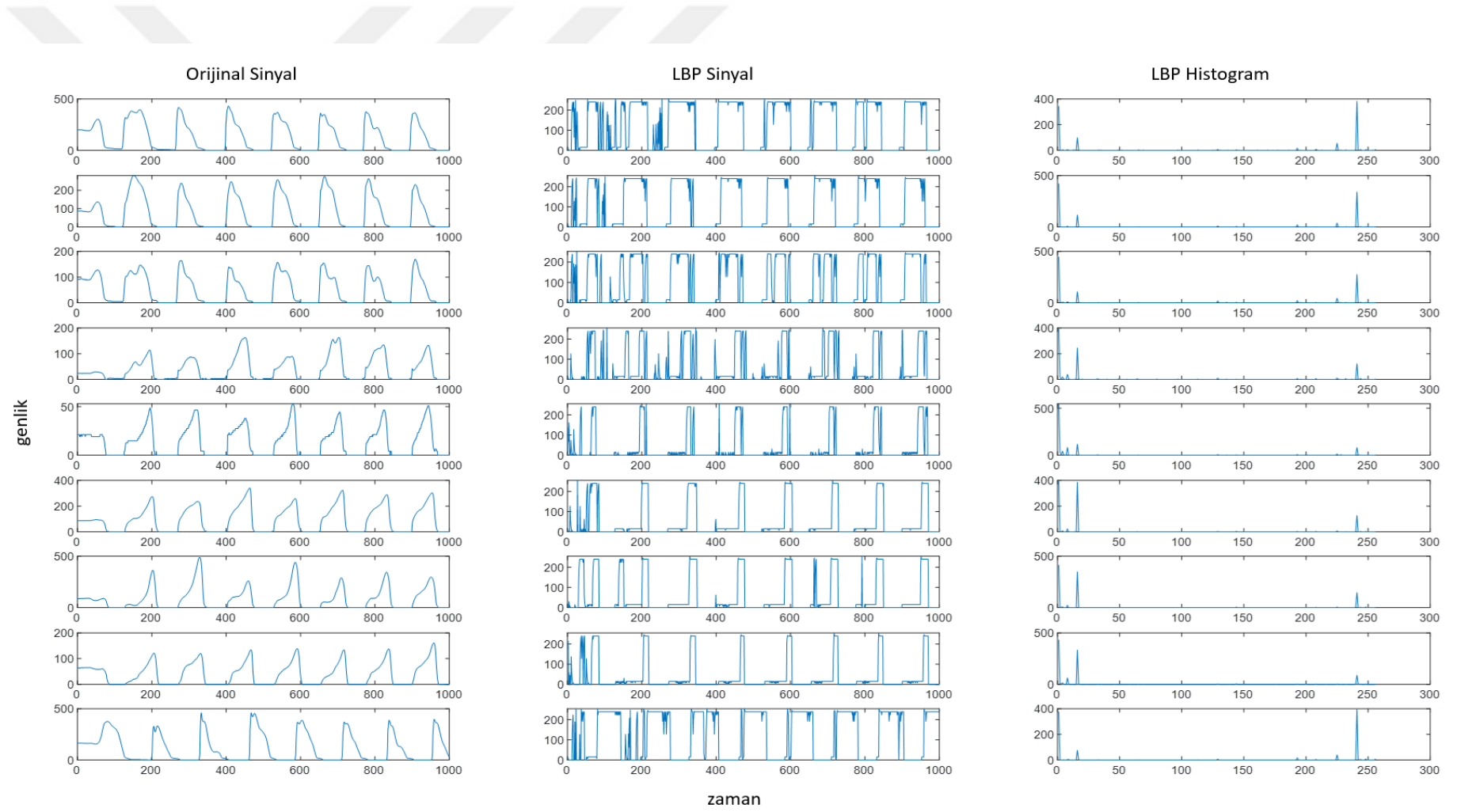
Tablo 4.1'e bakıldığında en yüksek başarı oranları yürüme iřaretlerine WCAR filtresinin uygulanması sonucu elde edilen öznitelikler ile elde edilmiřtir. WCAR filtresi

diğer filtre yöntemlere ve firtresiz duruma göre daha etkili özniteliklerin elde edilmesini sağlamıştır. 3 farklı sınıflandırma algoritması için bile WCAR uygulanması sonucu elde edilen öznitelikler ile yüksek başarı oranları elde edilmiştir. WCAR uygulandıktan sonra oluşan işaretlerden elde edilen öznitelikleri kullanılması ile KNN %88,56, RF %86,27 ve LR %83,00 başarı göstermiştir. WCAR en başarılı filtre olurken, MCAR en başarılı ikinci filtre model olmuştur. Başarı oranlarına bakıldığında işaretlere filtre yöntemlerin uygulanması sonucu başarının arttığı görülmektedir. Filtre uygulanmadan işaretlerden elde edilen öznitelikler ile daha başarısız sonuçlar gözlenmiştir. WCAR dışındaki diğer uygulamalarda RF sınıflandırma algoritması en başarılı model olarak gözlenmiştir.

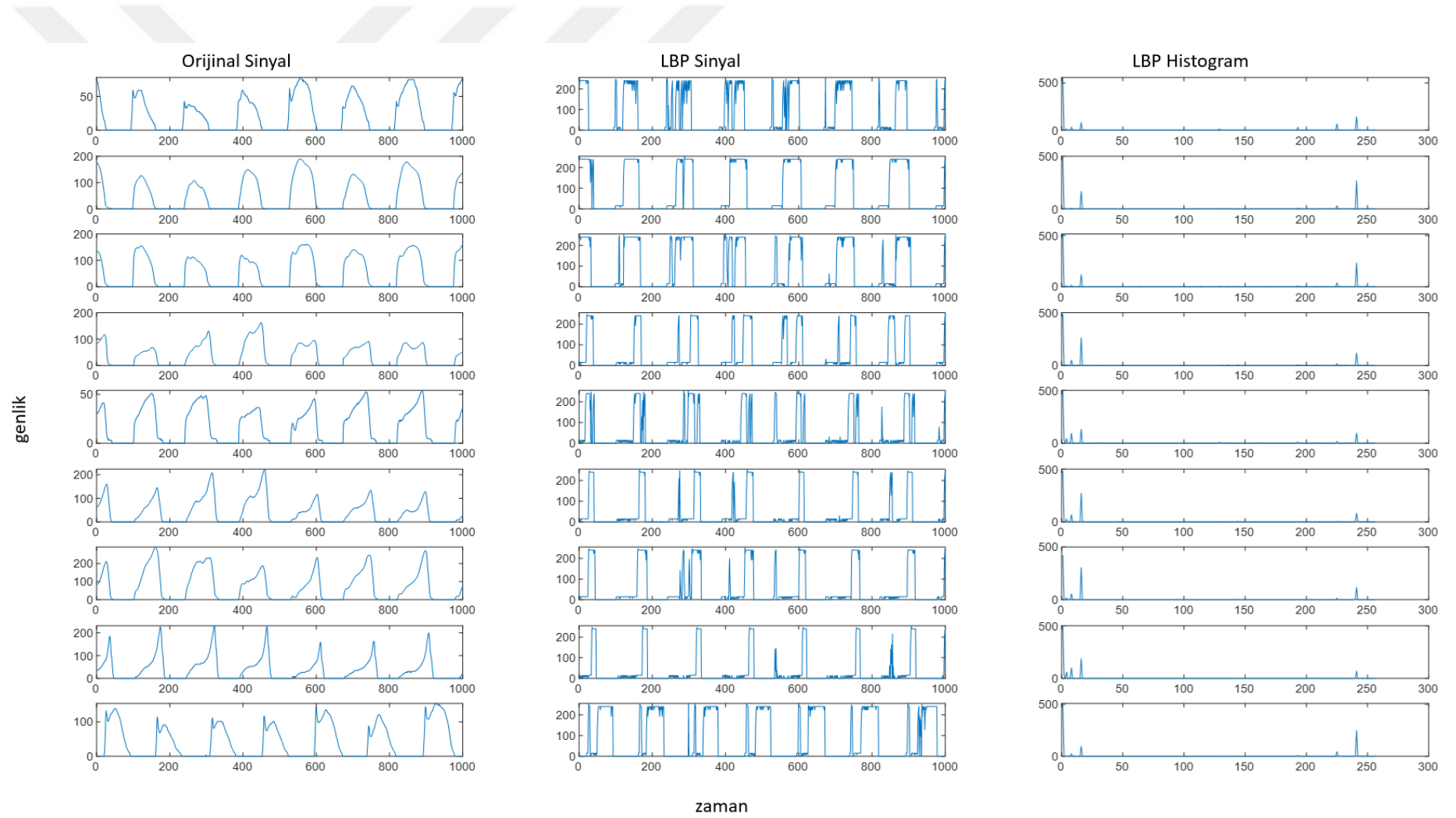




Şekil 4.1. Yürüyüş işaretlerine CAR, MCAR ve WCAR filtre yöntemlerinin uygulanması



Şekil 4.2. Sol ayak sinyallere LBP yönteminin uygulanması (Kontrol grubu). Orijinal sinyaller, LBP uygulandıktan sonra elde edilen sinyaller, LBP sinyallere ait histogramlar



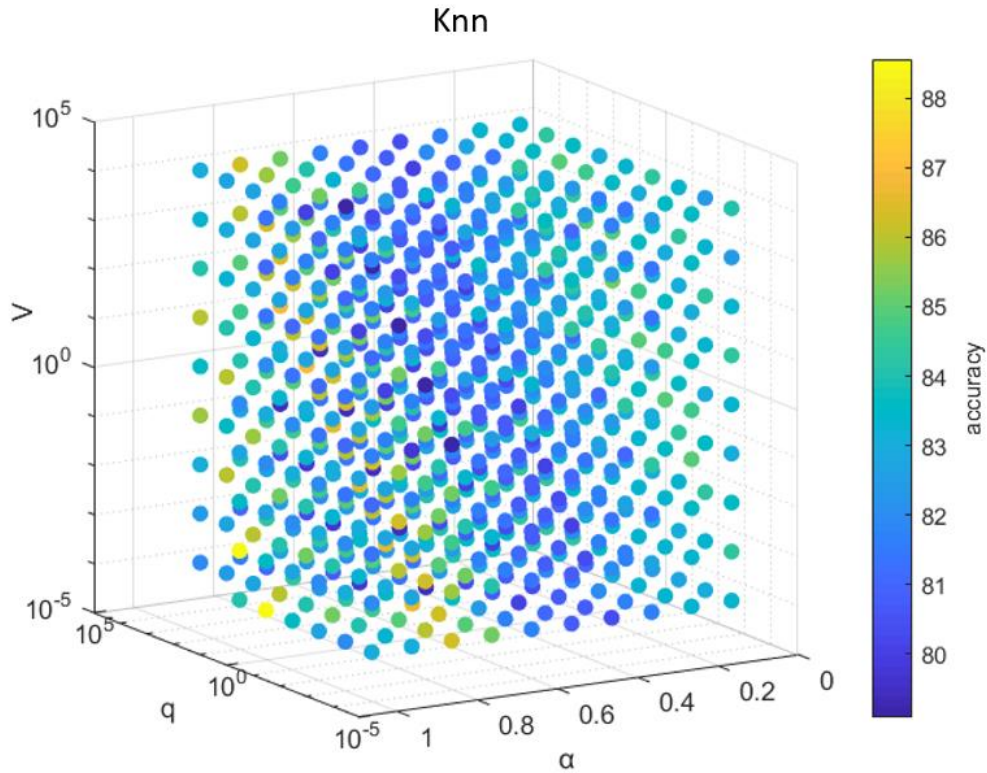
Şekil 4.3. Sol ayak sinyallere LBP yönteminin uygulanması (Hasta grubu). Orijinal sinyaller, LBP uygulandıktan sonra elde edilen sinyaller, LBP sinyallere ait histogramlar

En yüksek başarı oranı %88.56 olarak Knn ile elde edilmiştir. En başarısız metot LR görülmüştür. En başarılı sınıflandırma metodu Knn ile elde edilen performans ölçütleri Tablo 4.2’te verilmiştir.

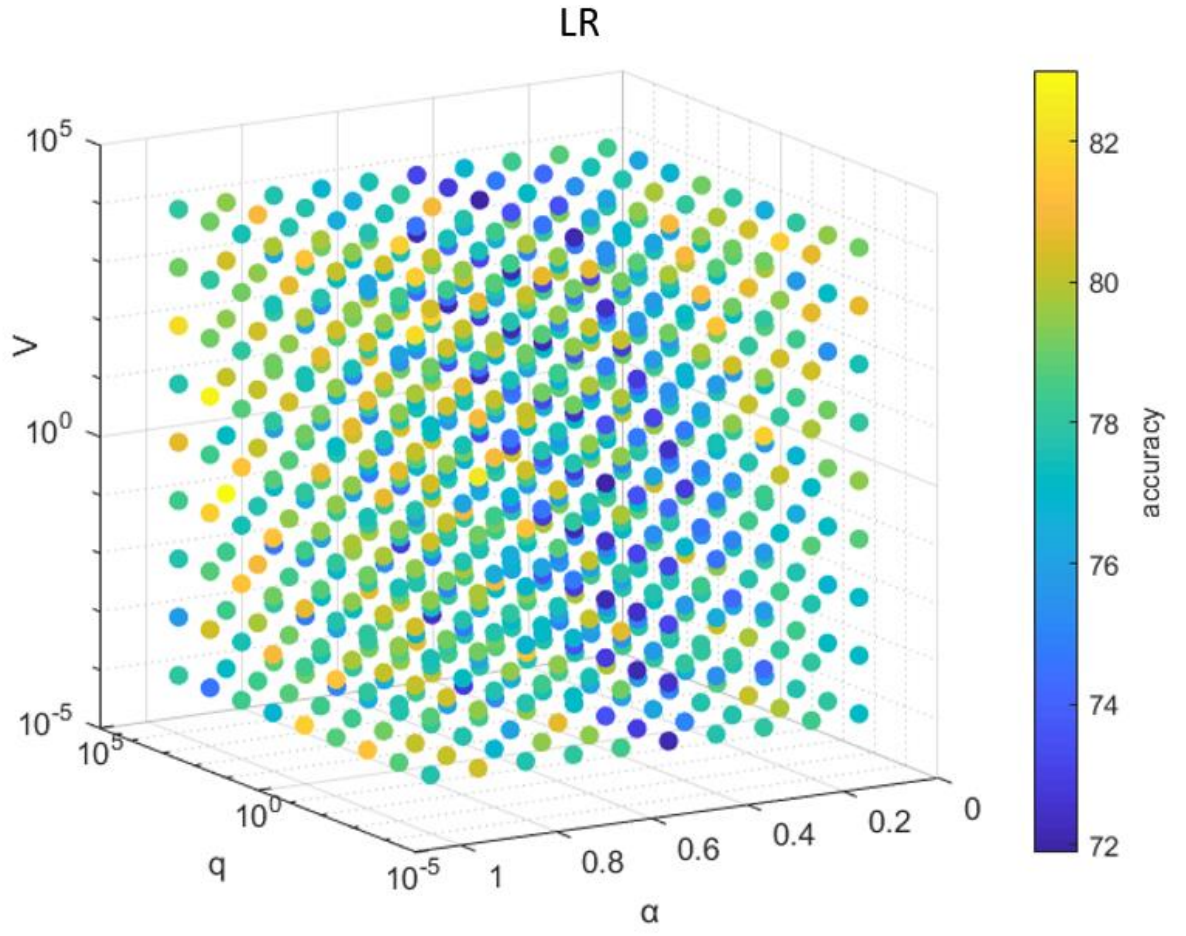
Tablo 4.2: Performans ölçütleri ile KNN

Filtre Metodu+Sınıflandırıcı	Önceki	Tekrar	F-Ölçütleri
CAR+RF	0,812	0,817	0,823
MCAR+RF	0,815	0,813	0,829
WCAR+Knn	0,885	0,886	0,889
WithOut Filter+RF	0,771	0,764	0,768

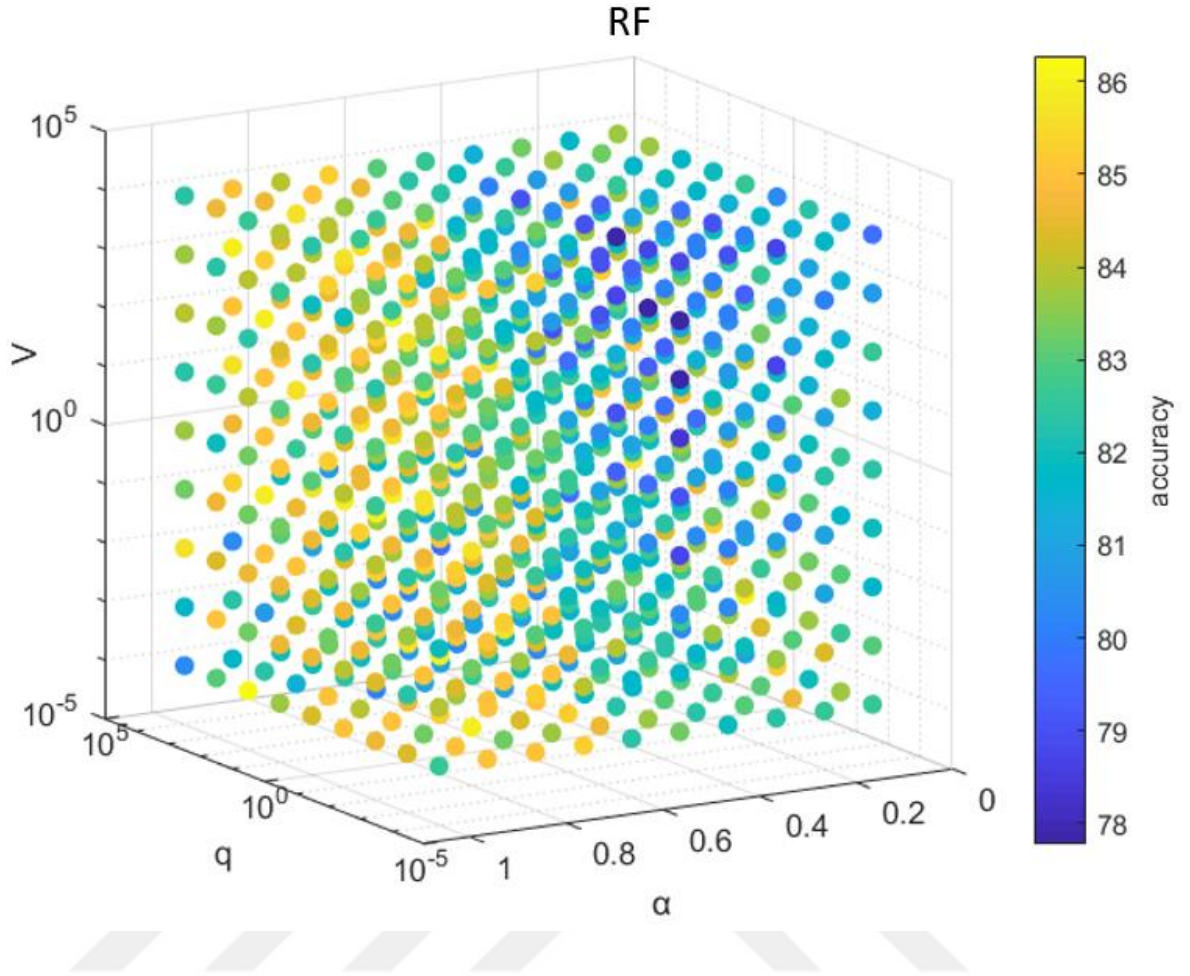
WCAR yönteminin V , q ve α şeklinde 3 önemli parametresi bulunmaktadır. Bu parametrelerin farklı değerlerine göre Parkinson yürüyüş işaretlerinden gürültü temizleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Temizleme işlemlerinden sonra LBP çıkarılan öznitelikler kullanılarak Knn, LR ve RF ile sınıflandırma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen başarı oranların bu parametrelere göre değişimleri 3 sınıflandırma metodu için Şekil 4.4, 4.5 ve 4.6’da verilmiştir. Şekiller 5 boyutlu olarak gösterilmiştir. Başarı değerlerin parametrelerin hangi değerleri için yükseldiği renklerin geçişinden anlaşılmaktadır.



Şekil 4.4. WCAR parametrelerine göre Knn algoritması başarı oranları



Şekil 4.5. WCAR parametrelerine göre LR algoritması başarı oranları



Şekil 4.6. WCAR parametrelerine göre RF algoritması başarı oranları

Veri setindeki daha öncede ifade edildiği gibi üç farklı çalışmanın tamamını içermektedir. Bu çalışmalar, “Ga”, “Ju” ve “Si” şeklinde etiketlenerek tüm grupların ayrı ayrı performans değerleri Tablo 4.3’te verilmiştir. Başarı değerleri, WCAR filtre uygulandıktan sonra her bir grup için ayrı ayrı bulunmuştur. Tablo 4.3’te görüldüğü gibi “Ga” ve “Ju” grubu veri setlerinde en yüksek başarı Knn sınıflandırıcı ile sırasıyla %92.92 ve %90.698 olarak bulunmuştur. “Si” grubu veri setinde ise en başarılı yöntem RF ile %76.563 olarak bulunmuştur.

Tablo 4.3: Veri seti gruplarının başarı performansları

Veri Seti	LR	KNN	RF
Ga	79.646	92.920	89.38
Ju	77.519	90.698	88.372
Si	59.375	60.938	76.563

Yürüme işaretleri her ayağa bağlı 8 sensörden kayıt altına alınmıştır. PHnın teşhisinde hangi ayaktaki işaretlerin etkin olduğunu belirtmek için her ayaktaki sensörlerden kayıt edilen işaretlerden çıkarılan öznitelikler ayrı ayrı sınıflandırma metotlarına verilmiştir. Elde edilen başarı oranları Tablo 4.4'te verilmiştir.

Tablo 4.4: Ayaklara göre başarı oranları

Filter Method	Sol Ayak			Sağ Ayak		
	LR	RF	Knn	LR	RF	Knn
CAR	75.52	78.43	79.41	73.52	81.04	79.73
MCAR	74.50	74.50	82.35	76.47	81.04	79.73
WCAR	78.79	78.14	87.62	74.87	79.77	85.33
WithOut Filter	76.14	73.85	81.69	76.14	74.50	80.06

Ayaklara göre başarı oranlarına bakıldığında en yüksek başarı oranı WCAR filtre yönteminin uygulanması sonucu çıkarılan öznitelikler ile elde edilmiştir. Sol ayak sensörlerinden ölçülen işaretlerden çıkarılan öznitelikler ile Knn kullanılarak %87.62 gibi yüksek başarı oranı ile Parkinson teşhisi gerçekleştirilmiştir. Genelde sol ayak sensörlerinden daha etkin öznitelikler çıkarıldığı anlaşılmaktadır. Farklı filtre yöntemlerinden sonra çıkarılan öznitelikler ve filtresiz çıkarılan özniteliklere bakıldığında sol ayaktan elde edilen özniteliklerin sağ ayağa göre başarılı bulunmuştur. Sınıflandırma metodu olarak ta KNN diğer metotlara göre daha etkin olduğu görülmüştür.

Her ayağın altında 8 adet kanal bulunmaktadır. Bunun yanında tüm kanallardan kayıt edilen toplam kuvveti gösteren bir kanal bulunmaktadır. Her sensör ayak tabanlarının farklı bölgelerinden işaretler ölçmektedir. Her sensörden kayıt edilen işaretlere filtre yöntemler uygulandıktan sonra çıkarılan özniteliklerin kullanılması ile gözlenen başarı oranları Tablo 4.5'te verilmiştir. Sınıflandırma işlemi RF ile gerçekleştirilmiştir.

Tablo 4.5: Kanallara Göre başarı oranları (Her iki ayaktaki sensörler için)

Sensor	CAR	MCAR	WCAR	With Out Filter
Sensor 1	77.12	82.35	78.14	81.04
Sensor 2	78.43	79.08	77.49	74.18
Sensor 3	76.79	77.12	76.83	73.52
Sensor 4	75.16	74.50	78.79	75.16
Sensor 5	74.50	76.47	84.02	80.39
Sensor 6	75.16	72.22	75.85	77.45
Sensor 7	73.20	79.08	81.08	74.83
Sensor 8	76.79	72.22	80.75	77.45
Total Force	74.50	80.06	81.41	80.39

Kanallara göre başarı oranlarına bakıldığında en yüksek başarı oranı Sensör 5'ten kayıt edilen işaretler ile gözlenmiştir. Filtre yöntemlerine bakıldığında ise yine işaretlere WCAR filtre yöntemin uygulanması sonucu çıkarılan öznitelikler ile gözlenmiştir. Başarı oranı %84.02 olarak elde edilmiştir. Sensör 5 ayak tabanlarının tam orta kesiminde bulunmaktadır. Dolayısıyla ayak tabanlarının merkezlerinden elde edilen işaretler diğer bölgelerdeki işaretlere daha etkin işaretler sağladığı görülmüştür.

Sensörlerden kayıt edilen işaretlere filtre yöntemler uygulandıktan sonra LBP dönüşümü uygulanmış ve daha sonra her sensörden 12 adet istatistiksel öznitelik çıkarılmıştır. Özniteliklerin etkinliğini göstermek için her özniteliğe göre sınıflandırma işlemleri Knn ile gerçekleştirilmiştir. Elde edilen başarı oranları Tablo 4.6'da verilmiştir.

Tablo 4.6: İstatistiksel Özniteliklere Göre Başarı Oranları

İstatistiksel Öznitelik	CAR	MCAR	WCAR	Filtre Olmadan
Ortalama	63.07	63.07	67.35	60.45
Standart Sapma	77.12	77.45	63.43	79.73
Enerji	76.47	74.18	83.04	80.06
Entropi	79.41	79.08	85.33	76.47
Korelasyon	81.69	80.06	84.98	70.58
Ardışık mutlak farklar	72.87	71.89	79.12	79.41
Basıklık	71.89	72.54	81.41	59.47
Çarpıklık	80.06	82.02	85.62	75.81
Medyan	80.39	82.02	85.94	76.14
Minimum	81.37	69.93	71.60	59.15
Maksimum	77.45	79.08	84.35	81.37
Varyasyon katsayısı	76.47	82.35	84.31	83.33

Tablo 4.6'da bakıldığında işaretlere CAR filtre yöntemi uygulandıktan sonra çıkarılan özniteliklerden en başarı olanı korelasyon özniteliği olduğu görülmektedir. İşaretlere MCAR uygulandıktan sonra ise en başarılı öznitelik varyasyon katsayısı olduğu görülmüştür. WCAR uygulanması sonucunda ise Medyan özniteliği, filtre uygulanmaması durumunda ise varyasyon katsayısı en etkin öznitelik olarak gözlenmiştir. En başarılı durum ise medyan öznitelik kullanılarak WCAR filtre yönteminin uygulanması ile elde edilmiştir. En başarılı durumda %85.94 gibi bir sınıflandırma oranı gözlenmiştir.

Kişilerin her ayağının altında 8 adet sensör ve bu sensörlerden kayıt edilen işaretlerin toplam kuvvetini gösteren bir kanaldan işaretler kayıt altına alınmıştır. Toplamda 18 adet kanaldan öznitelikler çıkarılmıştır. Her kanaldan 12 adet istatistiksel öznitelik çıkarılmıştır. Toplamda $18 \times 12 = 216$ öznitelik bulunmaktadır. Tüm özniteliklerin Parkinson teşhisinde etkili olmadığı bilinmektedir. Öznitelik indirgeme

yöntemi ile öznitelikler indirgenmiştir. Farklı filtre yöntemlerine göre elde edilen öznitelik gruplarından indirgeme işlemi gerçekleştirilmiştir. Daha sonra kalan öznitelikler kullanılarak Knn ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Elde edilen başarı oranları Tablo 4.7’de verilmiştir.

Tablo 4.7. Öznitelik İndirgemenin sonra başarı oranları

Filter Method	#Features	LR	Knn	RF
CAR	18	82.12	86.79	88.75
MCAR	29	84.41	88.66	87.37
WCAR	30	86.43	92.96	89.96
Filtre Olmadan	27	80.77	85.46	85.35

Tablo 5.7’ye bakıldığında CAR filtre yöntemi uygulandıktan sonra çıkarılan öznitelikler indirildikten sonra 18 adet öznitelik kalmaktadır. Sınıflandırma işlemlerinden sonra en yüksek başarı oranı RF ile %88,75 başarı oranı gözlenmiştir. MCAR uygulandıktan sonra 29 adet öznitelik ile en yüksek başarı oranı Knn ile %88.66 ve WCAR uygulandıktan sonra ise 30 adet öznitelik kullanılarak Knn ile %92.96 başarı oranı gözlenmiştir. Hiçbir filtre uygulanmaması durumunda ise 27 öznitelik ile Knn kullanılarak %85.46 başarı oranı elde edilmiştir.

4.2. Diğer Yöntemler ile Karşılaştırılması

Bu bölümde WCAR, MCAR ve CAR filtre yöntemleri elde edilen yeni sinyallere dalgacık dönüşümü ve açılı dönüşümü uygulandıktan yeni oluşan sinyallerden çıkarılan istatistiksel özniteliklerin kullanılarak PH tespitinde başarı oranları tartışılmıştır. Kesikli kosinüs dönüşümü (KKD), kesikli fourier dönüşümü (KFD) ve kesikli dalgacık dönüşümleri (KDD) sinyallere uygulanmıştır.

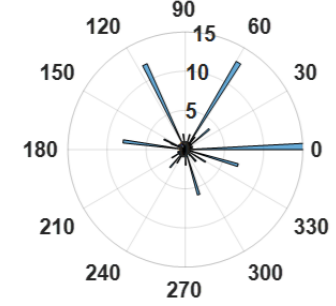
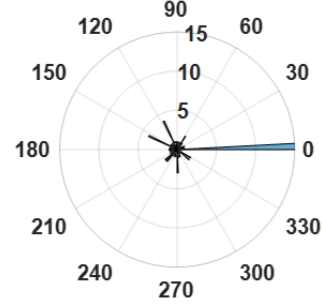
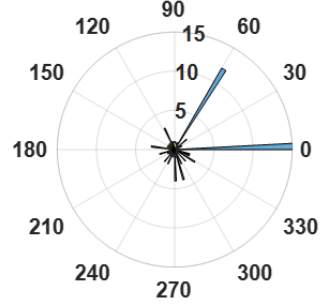
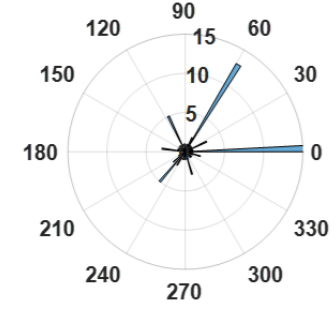
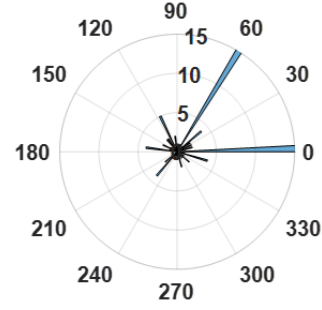
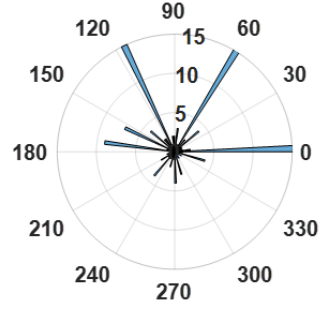
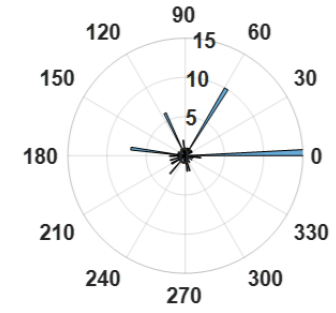
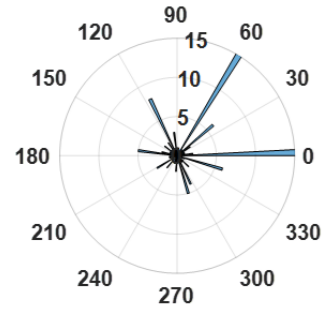
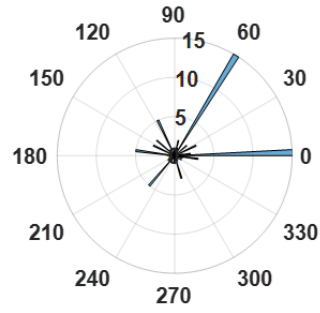
Fourier Dönüşümünün önemli bir dezavantajı, *küresel* frekans bilgisini, yani tüm bir sinyal üzerinde kalıcı olan frekansları yakalamasıdır. Bu tür bir sinyal ayrıştırması, tüm uygulamalara iyi hizmet etmeyebilir. Dalgacık Dönüşümünün birkaç temel avantajı şunlardır: Dalgacık dönüşümü aynı anda yerel spektral ve zamansal bilgileri çıkarabilir. İkinci önemli avantaj, daha çok teknik bir ayrıntıya benziyor. Sonuç olarak, buradaki çıkarım, sinyalinizden hangi karakteristik şekli çıkarmaya çalıştığınızı biliyorsanız, bu şekilde en iyi uyacak şekilde seçim yapabileceğiniz çok çeşitli dalgacıklar vardır. Dalgacık Dönüşümünün Fourier Dönüşümüne kıyasla en önemli avantajı hem yerel spektral hem de zamansal bilgileri ayıklama yeteneğidir. Sinyallere Her kişi için 18

kanaldan çıkarılan 12'er toplamda 216 öznitelik ile gözlenen başarı oranları Tablo 4.8'de verilmiştir. Sınıflandırma işlemi Knn ile gerçekleştirilmiştir.

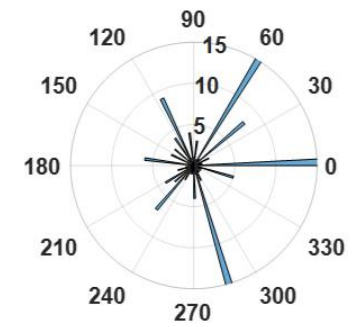
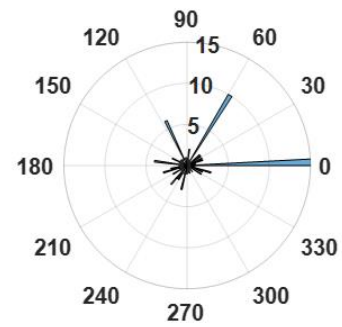
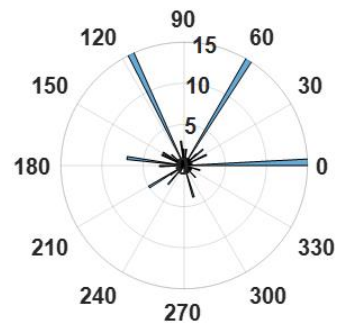
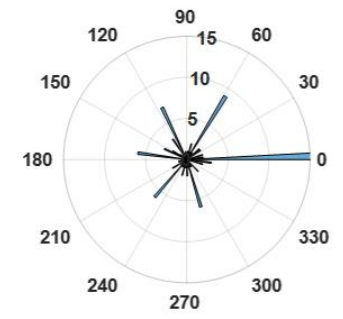
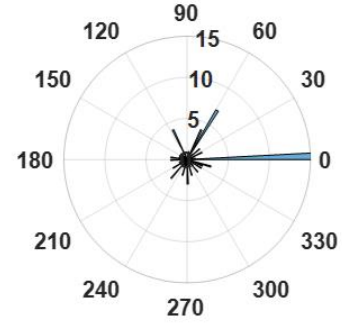
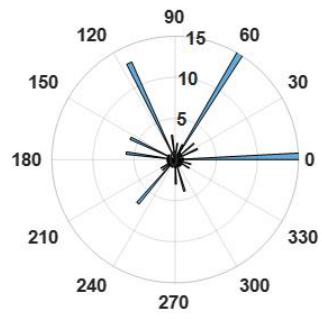
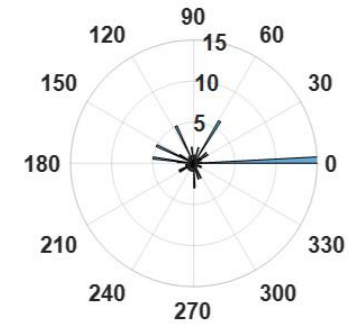
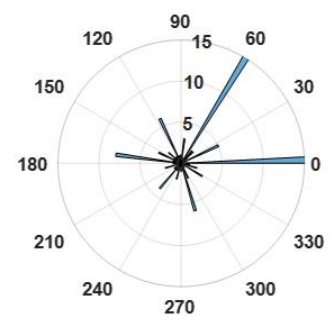
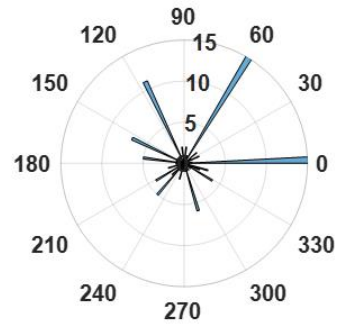
Tablo 4.8. Diğer Öznitelik çıkarım yaklaşımlar ile karşılaştırılması

Öznitelik Grubu	LR	Knn	RF
Açı Öznitelikler	82.4706	88.0261	86.3333
KFD Öznitelikler	78.1046	87.9085	86.2013
KKD Öznitelikler	78.4314	85.6209	85.6209
KDD Öznitelikler	68.6275	81.0458	76.4706
WCAR+LBP Öznitelikler	83.00	88.56	86.270

Tablo 4.8'e bakıldığında sinyallere WCAR uygulandıktan sonra elde edilen LBP öznitelikler ile en yüksek başarı oranı gözlenmiştir. WCAR+LBP öznitelikleri kullanılarak Knn, LR ve RF ile diğer öznitelik çıkarım yöntemlerine göre en yüksek başarı oranları gözlenmiştir. Diğer yöntemlere bakıldığında ise Açı özniteliklerin de kabul edilebilir bir başarı gösterdiği belirlenmiştir. WCAR+Açı ile %88,0261 gibi yüksek bir başarı oranı gözlenmiştir. KFD dönüşümünden sonra çıkarılan istatistiksel öznitelikler ile kabul edilebilir sonuçlar gözlenmiştir. KFD öznitelikleri ile Knn sınıflandırıcı algoritması ile %87.9085 başarı oranı elde edilmiştir. Hasta ve kontrol grubu olan birer kişiye ait sol ayak sensörlerinden elde edilen işaretlere Açı yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen yeni işaretlere ait gül histogramları Şekil 4.7 ve 4.8'de gösterilmiştir. Şekillerden görüldüğü gibi hasta ve kontrol gruplarına ait histogramların farklı dağılım göstermektedir. Şekillerden sol ayak tüm sensör kanallarından elde edilen örüntülerin birbirinden farklılık gösterdiği anlaşılmaktadır.



Şekil 4.7. Sol ayak sinyallere Açı yönteminin uygulanması (Hasta grubu) sonucu oluşan gül histogramlar.

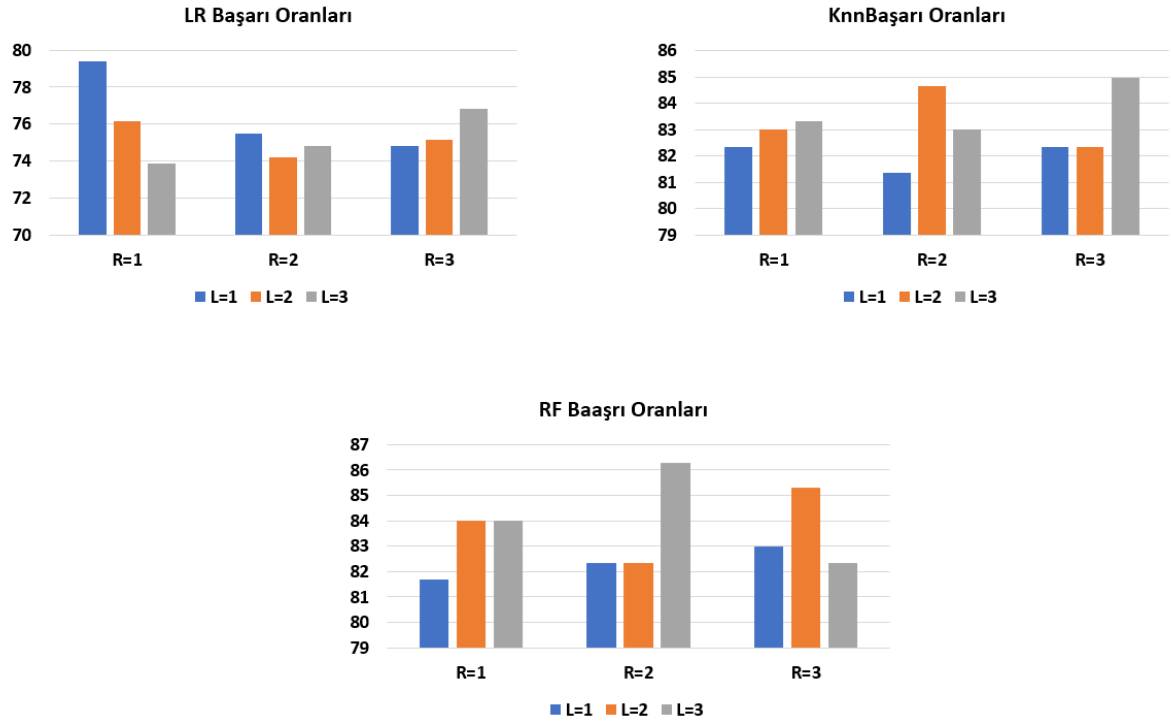


Şekil 4.8. Sol ayak sinyallere Açı yönteminin uygulanması (Kontrol grubu) sonucu oluşan gül histogramlar.

Açı yönteminin R ve L şeklinde iki uzaklık parametresi bulunmaktadır. Farklı örüntülerin yakalanması için bu parametrelerin farklı değerleri için denemeler gerçekleştirilmiştir. Sinyallere WCAR uygulandıktan sonra yeni oluşan sinyallerden açı yöntemi ile öznitelikler çıkarılmıştır. Açı yönteminin R ve L parametrelerinin farklı değerleri için elde edilen özniteliklerin kullanılması ile Knn, LR ve RF ile gözlenen başarı oranları Tablo 4.9'da verilmiştir. Başarı oranları ayrıca Şekil 4.9'da gösterilmiştir.

Tablo 4.9. R ve L parametrelerinin farklı değerlerine göre başarı oranları

R,L	LR	Knn	RF
R=1,L=1	79.4118	82.3529	81.6993
R=1,L=2	76.1438	83.0065	83.9869
R=1,L=3	73.8562	83.3333	83.9869
R=2,L=1	75.4902	81.3725	82.3529
R=2,L=2	74.183	84.6405	82.3529
R=2,L=3	74.8366	83.0065	86.2745
R=3,L=1	74.8366	82.3529	83.0065
R=3,L=2	75.1634	82.3529	85.2941
R=3,L=3	76.7974	84.9673	82.3529



Şekil 4.9. Farklı R ve L değerlerine göre başarı oranları

Tablo 4.9’a bakıldığında LR sınıflandırma metodu ile en yüksek başarı oranı uzaklık parametrelerinin (R=1, L=1) iken %79.4118 olarak elde edilmiştir. Knn sınıflandırma metodu için ise en yüksek başarı oranı R=3, L=3 uzaklık değerleri için %84.9673 olarak elde edilmiştir. Son olarak RF sınıflandırma metodu için en yüksek başarı oranı %86.2745 olarak uzaklık parametrelerinin R=2, L=3 iken gözlenmiştir.

4.3. Literatür ile Karşılaştırma

Bu çalışmada önerilen yaklaşım literatürde yapılan diğer çalışmalar ile de karşılaştırılmıştır. Aynı veri seti üzerinde yapılan çalışmalara ait performans sonuçları Tablo 4.9’da verilmiştir. Tablo 4.10’a bakıldığında önerilen yaklaşım ile kabul edilebilir yüksek başarı oranların elde edildiği görülmüştür.

Tablo 4.10: Literatür ile Karşılaştırılması

Yazar(lar)/Yıl	Öznitelikler/Model	Başarı Sonuçları			Tümü
		Ga	Ju	Si	
Wu ve Krishnan (2009)	STC + LS-SVM/LOO Not: “Ju” etiketli veri setinin bir kısmı kullanılmıştır	-	90.32	-	-
Lee ve Lim (2012)	WT+NEWFM	-	-	-	77.33
Zhang ve ark. (2013)	FT Coefficients + LC-KSVD				83.44
Zhang ve ark. (2013)	FT Coefficients + SVM				81.53
Daliri (2013)	STFT+ RBF kernel+ SVM				85.20
Daliri (2013)	STFT+ Chi-square distance kernel+ SVM				91.20
Khorasani ve Daliri (2014)	Stride time, swing time, stance time, double support time + HMM Not: “Ju” etiketli veri setinin bir kısmı kullanılmıştır	-	90.3	-	-
Alkhatib ve ark. (2015)	İstatistiksel+Knn	83	-	-	-
Perumal ve Sankar (2016)	İstatistiksel (Step length, stride time, stance time, swing time, heel, below toe and toe forces and normalized heel, below toe and toe forces) +LDA	92.25	92.5	90.0	-
Alam ve ark. (2017)	VGRF istatistik (CV swing time, CV stride time, Mean COPx, SD COPx, Mean COPy, SD COPy, Mean PF at heel strike, Mean PF at toe strike, SD PF at heel strike, SD PF at toe strike)+ SVM (Linear)	91.6			
Alam ve ark. (2017)	SVM (Cubic)	95.70			
Bu Çalışma	WCAR+LBP+Knn WCAR+LBP+RF	and 92.92	90.698	76.563	92.96

5. TARTIŞMA

Hücre dejenerasyonu ile ortaya çıkan PH, Alzheimer Hastalığından sonra en sık görülen yaşla ilişkili ikinci nörodejeneratif bozukluktur (Perumal ve Sankar, 2016). Şu anda PH tanısı için spesifik testler veya biyobelirteçler mevcut değildir. Çoğunlukla tanı UPDRS (Unified Parkinsons Disease Rating Scale)'e göre bir puan oluşturmak için klinisyenler / nörologlar tarafından yapılan görsel gözlemlerden elde edilen öznel verilere dayanmakta ve özellikle erken evrelerde PH tanısı zor olabilmektedir. Bu nedenle yanlış teşhis olasılığı yüksek olup bu oranının %25 civarında olduğu “PH Vakfı (Parkinson’s Disease Foundation)” tarafından ifade edilmektedir. PH tanısı için dört ana PH motor semptomundan bir veya daha fazlası var olmalıdır ve bu semptomlarının ilerlemesi bir hastadan diğerine değişkenlik gösterebilmektedir. Dolayısıyla, erken PH tanısı için semptomların etkili bir şekilde analiz edilmesi gerekmektedir (Perumal ve Sankar, 2016).

Her ne kadar PH'li kişiler basit düz çizgi yürüme görevlerini göreceli olarak kolayca yapabilseler de, yürürken ve dönerken, eşzamanlı motor veya bilişsel görevleri yerine getirirken, engelleri aşarken veya karmaşık topluluk ortamlarında yürümeye kalkıştıklarında ciddi zorluklarla karşılaşır (Morris ve ark., 2001). Yürüme bozukluğu, PH'nın demans (bunama) ve inme gibi beyin bozukluğunun erken bir özelliği olup, düzgün hareket etme becerisinin kaybedildiği apraktik yürüme modellerine yol açar (Jankovic, 2008). Bunun nedeni, çevrenin güvenli bir şekilde müzakere edilmesini sağlayan dengeyi kontrol eden insan hareket kontrolü ve duyu geri bildirim sisteminin bozulmasıdır (Lan ve Shih, 2014). PH ilerledikçe, hastalanan kişi normal olarak hareketlerini kontrol edemez. PHndan etkilenen bireyler, hastalığın farklı aşamalarında yürüyüş bozuklukları ve titreme olayları gibi belirgin semptomlar gösterirler. Tremor, PHnda sık görülen bir semptomdur. Tremor, vücut kısımlarının istemsiz bir hareketidir. İlk başta, titreme belli bir vücut bölümünde bir kol, bacak veya vücudun bir tarafı gibi görünebilir ve daha sonra her iki tarafa da yayılabilir. Bu dinlenme tremor bir PH işaretidir (Abdulhay ve ark., 2018).

Yürüyüş bozuklukları, yürüme hızının azalması ve küçük adımlar şeklinde kendini göstermektedir. Yürüyüş bozukluğu, hastalığın tüm aşamalarında ilerleyicidir. Yürüyüş bozukluğu kas sertliği, azalmış kuvvet, anormal ritmiklik, vücudun sol ve sağ kısımlarının asimetrisi ve adım uzunluklarının anormal ölçeklenmesinden

kaynaklanmaktadır (Jankovic, 2008). PH'da yürüme bozukluğu, yavaş yürüme, azalmış adım uzunluğu, ritim azalması, duruş fazında çift desteğin artması, karıştırma ve festinasyon yürüyüşü, kolların salınımının azalması ve adım uzunluğunun bozukluğu gibi belirtiler görülmektedir. Bu tür yürüyüş dinamiklerinin analizi insan nöro-kas-iskelet sistemi hastalıklarının ölçülmesinde kullanılabilir (Alam ve ark., 2017). İnsan yürüme paternlerini kantitatif olarak inceleyerek analiz edilmesi lokomotor bozukluklarının tanı ve tedavisinde yardımcı olabilir (Lai ve ark., 2009). Böylece, erken evrelerde birçok nöromüsküler iskelet hastalığı için önemli bir gösterge olan patolojik yürüyüş tespiti yapılarak, klinik karar verme ve otomatik hastalık tanımda aralı bir araç sağlanabilir (Zhang ve ark., 2013).

PH tespiti için farklı tipte sensörler ve analiz yöntemleri kullanılarak birçok araştırma yapılmaktadır. Bu amaçla Biyo-sinyaller elde etmek ve yürüyüş karaktersitiğini tespit etmek için kuvvet duyarlı tabanlık (Alkhatib ve ark., 2015), ivmeölçerler ve jiroskoplar (Tadano ve ark., 2013) yada manyetometreler gibi çeşitli giyilebilir sensörler kullanılmaktadır (Muro-De-La-Herran ve ark., 2014). PH hareket bozukluğu semptomları olan bir sinir hastalığı olduğundan, merkezi sinir sistemindeki dejenerasyon hastalığın erken evresinde bireyin lokomotor sistemleri control etme yeteneğini azaltır. Dolayısıyla yürüş etkilenir ve böylece yürüyüşün analizi PH'nın erken tespiti için nicel ve noninvaziv bir yöntem sunmaktadır (Zhang ve ark., 2013).

Yürüyüş paterni ve karakteristikleri genellikle spatiotemporal, kinematik ve kinetik olmak üzere üç parametre ile karakterize edilir ve yüksek boyut ve değişkenliğe sahiptir (Morris ve ark. 1999). Uzamsal parametreler, topuk temasının ardışık noktaları arasındaki mesafeyi ölçen adım uzunluğunu içerir. Kinematik veriler frontal düzlemde (abdüksiyon ve addüksiyon), sagital düzlemde (fleksiyon ve ekstansiyon) ve enine düzlemde (dış ve iç rotasyonlar) eklem açılarını içerebilir (Whittle, 2014). Kinetik veriler, yürüyüş sırasında ayakların çeşitli kısımlarının (ayak parmakları ve topuklar gibi) altındaki zemin reaksiyon kuvveti gibi kinetik parametreler harekete neden olan kuvveti içerebilir (Alam ve ark., 2017).

Ayak üzerindeki güç dağılımı PH ve sağlıklı kişiler için değişmektedir. Bu güç dağılımların karakteristik özellikleri sağlıklı ve hasta bireyleri birbirinden ayırt etmek için kullanılabilir. Yürüyüş analizi genellikle yürüme performansının değerlendirilmesi için rutin klinik testin bir parçası olarak kullanılır. Erken PH tanısı için yukarı-git testi ve 180 derece U-dönüş testi gibi bazı testler kullanılmaktadır (Sarbaz ve ark. 2012).

Yürüyüş bozuklukları PH boyunca ilerleyici olduğundan ve yürüme kayıtların elde edilmesi basit olduğundan, birçok araştırmacı yürüme bozukluklarına odaklanmıştır. Bu çalışmada da, PH hastalarından ve sağlıklı bireylerden her bir ayakta 8 ayrı sensor bulunan kuvvete duyarlı tabanlık kullanılarak ölçülen Dikey Zemin Reaksiyon Kuvveti (VGRF) verileri kullanılmıştır.

Sağlık alanında meydana gelen hızlı değişikliklerle karar destek sistemleri giderek daha önemli bir rol oynamaktadır. Büyük veri hacmi depoları, sağlık kurumları, ilgili bilgileri elde etmek için veri ambarı ve veri madenciliği çözümleri kullanıyorlar. Veri Madenciliği, önceden bilinmeyen ve potansiyel olarak faydalı bilgilerin verilerin önemsiz bir şekilde çıkarılması olarak tanımlanıyor. Bu araştırma makalesi, günümüzde tıbbi araştırma ve halk sağlığı alanında kullanılan veri madenciliği tekniklerini kullanarak veri tabanlarındaki mevcut bilgi keşfi tekniklerini araştırmayı amaçlamaktadır. Semptomun diğer hastalıklarla örtüşmesi nedeniyle, PH'nın klinik tanısının sadece %75'inin otopside idiopathic PH olduğu doğrulanmıştır. Uzman sistemler ve sınıflandırma için farklı Yapay Zeka teknikleri, uzman için iyi destekleyici olma potansiyeline sahiptir. Sınıflandırma sistemleri tanının doğruluğunu ve güvenilirliğini arttırmada yardımcı olabilir ve olası hataları en aza indirmenin yanı sıra tanıyı daha etkin hale getirir (Ramani ve Sivagami, 2011).

Bu çalışmada Parkinson hastası olan bireyleri yürüyüş işaretlerinden sağlıklı bireylerden ayrıştırılması için yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Yürüyüş ve titreme işaretleri PH teşhisinde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Yürüyüş işaretleri genellikle çok kanallı olarak ölçülmektedir. Bir kanalda işaretler ölçülürken diğer kanalların gürültü etkisi olabilir. Bundan dolayı işaretlerde olası gürültülerin temizlenmesi için yürüyüş işaretlerine CAR, MCAR ve WCAR yöntemleri uygulanmıştır. Oluşan temiz işaretlerden LBP dönüşümü uygulandıktan sonra istatistiksel öznitelikler çıkarılmıştır. Bu öznitelik grupları KNN, LR ve RF gibi sınıflandırma algoritmaları ile sınıflandırılmıştır.

Bu çalışmada önerilen yaklaşımı test etmek için üç farklı çalışmadan elde edilmiş toplam 93 PH (ortalama yaş: 66.3 yıl; %63 erkek) ve kontrol amaçlı 73 sağlıklı bireyin (CO) (ortalama yaş: 66.3 yıl; %55 erkek) yürüme ölçümlerini içermektedir. “Ga” olarak etiketlenmiş çalışma Yorgev ve ark. tarafından 29 PH hastadan ve 18 CO denekten elde edilmiş 113 (75PH+38CO) kayıt içermektedir. “Ju” olarak etiketlenmiş çalışma Hausdorff ve ark. tarafından 29 PH hastadan ve 26 CO denekten elde edilmiş 129 (104PH+25CO) kayıt içermektedir. “Si” olarak etiketlenmiş çalışma Frenkel ve ark.

(2005) tarafından 35 PH hastadan ve 29 CO denekten elde edilmiş 64 (35PH+29CO) kayıt içeren veri seti kullanılmıştır (Tablo 3.1).

Sonuçlara bakıldığında gürültüleri en iyi temizleyen adaptif bir yöntem olan WCAR yöntemi bulunmuştur. Sınıflandırma metodu olarak ise en iyi sınıflandırıcı KNN yöntemi olarak gözlenmiştir. En iyi başarı oranı %92.96 olarak bulunmuştur (Tablo 5.7).

Çalışmada ayrıca PH teşhisinde hangi ayaktaki işaretlerin etkili olduğu incelenmiştir. Kullanılan veri setine göre PH teşhisinde Sol ayaktaki işaretlerin daha iyi ayırt edici öznelilikler sağladığı görülmüştür (Tablo 5.4).

Veri seti, normal, kendi kendine seçilen hızlarında, düz bir zeminde yaklaşık 2 dakika boyunca yürütülerek, bireylerin düşey yer tepkime kuvveti (vertical ground reaction force, VGRF) kayıtları elde edilmiştir. Bireylerin her ayağı altında, zamanın bir fonksiyonu olarak gücü (Newton cinsinden) ölçen 8 sensör bulunmaktadır (Şekil 4.1). Her sensörden kayıt edilen işaretlere filtre yöntemler uygulandıktan sonra çıkarılan özneliliklerin kullanılması ile gözlenen başarı oranı %84.02 olarak elde edilmiştir. Sensör 5 ayak tabanlarının tam orta kesiminde bulunmaktadır. Dolayısıyla ayak tabanlarının merkezlerinden elde edilen işaretler diğer bölgelerdeki işaretlere daha etkin işaretler sağladığı görülmüştür (Tablo 5.5).

Veri setindeki daha öncede ifade edildiği gibi üç farklı çalışmanın tamamını içermektedir. Bu çalışmalar, “Ga”, “Ju” ve “Si” şeklinde etiketlenerek tüm grupların ayrı ayrı performans değerleri ölçülmüştür (Tablo 5.3). Başarı değerleri, WCAR filtre uygulandıktan sonra her bir grup için ayrı ayrı bulunmuştur. Tablo 5.3’te görüldüğü gibi “Ga” ve “Ju” grubu veri setlerinde en yüksek başarı KNN sınıflandırıcı ile sırasıyla %92.92 ve %90.698 olarak bulunmuştur. “Si” grubu veri setinde ise en başarılı yöntem RF ile %76.563 olarak bulunmuştur.

Sensörlerden kayıt edilen işaretlere filtre yöntemler uygulandıktan sonra LBP dönüşümü uygulanmış ve daha sonra her sensörden 12 adet istatistiksel öznelilik çıkarılmıştır. Özneliliklerin etkinliğini göstermek için her özneliğe göre sınıflandırma işlemleri KNN ile gerçekleştirilmiştir. Hangi özneliğin PH teşhisinde etkili olduğu belirlenmiştir. En başarılı durum ise medyan öznelilik kullanılarak WCAR filtre yönteminin uygulanması ile elde edilmiştir. En başarılı durumunda %85.94 gibi bir sınıflandırma oranı gözlenmiştir (Tablo 5.6).

6. KAYNAKLAR

- Abdulhay, E., Arunkumar, N., Kumaravelu, N., Elamaram V., Venkatraman, V., 2018; Gait and tremor investigation using machine learning techniques for the diagnosis of Parkinson disease, *Future Generation Computer Systems*, 83, 366-373.
- Agresti, A. and Coull, B. A. 1996. Order-restricted tests for stratified comparisons of binomial proportions. *Biometrics*, 1103-1111.
- Alak, I. K., 2018. Speech signal denoising with wavelets, *Çankaya Üniversitesi* (Master's thesis).
- Alam, MD., Amanmeet, G., Tamanna, M., Reza, F., Kouhyar, T., 2017. Vertical Ground Reaction Force Marker for Parkinson's Disease. *PloS One* 12(5).
- Alkhatib, R, Corbier Corbier, M. El Badaoui, Bassam Moslem, and Diab MO. 2015. "Sensors' Ground Reaction Force Behavior for Both Normal and Parkinson Subjects-A Qualitative Study." Pp. 4186–89 in *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE.
- Anonim, 2006. Tarım İstatistikleri Özeti, *DİE Yayınları*, No: 12, Ankara, 22-23.
- Anonim, 2021, DSP - DFT Discrete Cosine Transform [online], tutorialspoint, https://www.tutorialspoint.com/digital_signal_processing/dsp_discrete_cosine_transform.htm [Ziyaret Tarihi: 11 Temmuz 2021].
- Arora, S. Venkataraman, V. Zhan, A. Donohue, D. Biglan, K.M. Dorsey, E.R. Little, M.A.; 2015, Detecting and monitoring the symptoms of Parkinson's disease using Smartphones: A pilot study, *Elsevier*, 21, 650-653 Corliss, R., 1993, *Pacific Overtures Times*, 142 (11), 68-70.
- Arslan E., 2020. Makine Öğrenmesi — KNN (K-Nearest Neighbors) Algoritması Nedir? [online], Medium, <https://medium.com/@arslanbev/makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-knn-k-nearest-neighbors-algoritmas%C4%B1-bdfb688d7c5f> [Ziyaret Tarihi: 4 Temmuz 2021].
- Arfken, G., 2019. Discrete Orthogonality--Discrete Fourier Transform. *Mathematical Methods for Physicists*, 3rd ed. Orlando, FL: *Academic Press*, pp. 787-792, 1985.
- Balestrino, R. and Schapira, A. H. V., 2020. Parkinson disease. *European journal of neurology*, 27(1), 27-42.
- Bloem, R.B, Hausdorff, J.M, Visser, J.E, Giladi, N., 2004, Falls and freezing of gait in parkinson's disease: a review of two interconnected, *Episodic Phenomena, Movement Disorders*, Vol. 19, No. 8. 871-884.
- Bilgin, S. and Güzeler, A. C., 2015. Naive Bayes classification of neurodegenerative diseases by using discrete wavelet transform. In *2015 19th National Biomedical Engineering Meeting (BIYOMUT)*, pp. 1-4. IEEE.
- Bind, S., Tiwari, A. K., Sahani, A. K., Koulibaly, P. M., Nobili, F., Pagani, M., Tatsch, K., 2015. A survey of machine learning based approaches for Parkinson disease prediction. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 6(2), 1648-1655.

- Braak, H., Del Tredici, K., Rüb, U., De Vos, R. A., Steur, E. N. J., Braak, E., 2003. Staging of brain pathology related to sporadic Parkinson's disease. *Neurobiology of aging*, 24(2), 197-211.
- Braga, D., Madureira, A. M., Coelho, L., Ajith, R., 2019. Automatic detection of Parkinson's disease based on acoustic analysis of speech. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 77, 148-158.
- Breiman, L., 1996. Bagging predictors. *Machine learning*, 24(2), 123-140.
- Bühlmann, P. and Yu, B., 2002. Analyzing bagging. *The Annals of Statistics*, 30(4), 927-961.
- Bulut, F., 2016. Sınıflandırıcı topluluklarının dengesiz veri kümeleri üzerindeki performans analizleri. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 9(2), 153.
- Camara, C., Isasi, P., Warwick, K., Ruiz, V., Aziz, T., Stein, J., Bak, E., 2015, Resting tremor classification and detection in Parkinson's disease patients, *Elsevier*, 16, 88-97.
- Camps, J. Samà, S. Martín, M. Martín, D.R. López, C. P. Arostegui, J. M., Cabestany, J. Catala, A. Alcaine, S. Mestre, B. Prats, A. Crespo-Maraver, M.C. Counihan, T.J. Browne, P. Quinlan, L.R. ÓLaighin, G.Q. Sweeney, D. Lewy, L. Vainstein, G. Costa, A. Annicchiarico, A. Bayés, A. Molinero, A.R., 2018. Deep learning for freezing of gait detection in Parkinson's disease patients in their homes using a waist-worn inertial measurement unit, *Elsevier*, 139, 119-131.
- Capeccia, M., Pepab, L., Verdinib, F., Ceravoloa, M.G., 2016. A smartphone-based architecture to detect and quantify freezing of gait in Parkinson's disease, *Elsevier*, 50, 28-33.
- Chawla, N. V. and Bowyer, K. W., 2005. Random subspaces and subsampling for 2-d face recognition. In *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*. Vol. 2, pp. 582-589. IEEE.
- Çağlar, M. F., Çetişli, B., Toprak, İ. B., 2010. Automatic recognition of Parkinson's disease from sustained phonation tests using ANN and adaptive neuro-fuzzy classifier. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 1(2), 59-64.
- Çolak, E., 2014. Korelasyon analizi. Erişim adresi: <http://www.eczfak.anadolu.edu.tr>, (Erişim tarihi: 22.01. 2016).
- Cutler, D. R., Edwards Jr, T. C., Beard, K. H., Cutler, A., Hess, K. T., Gibson, J. Lawler, J. J., 2007. Random forests for classification in ecology. *Ecology*, 88(11), 2783-2792.
- Daliri, M. R., 2013. Chi-Square Distance Kernel of the Gaits for the Diagnosis of Parkinson's Disease. *Biomedical Signal Processing and Control* 8(1):66–70.
- De Lau, L. M. and Breteler, M. M., 2006. Epidemiology of Parkinson's disease. *The Lancet Neurology*, 5(6), 525-535.
- De Rijk, M. C., Rocca, W. A., Anderson, D. W., Melcon, M. O., Breteler, M. M. B., Maraganore, D. M., 1997. A population perspective on diagnostic criteria for Parkinson's disease. *Neurology*, 48(5), 1277-1281.
- Didiot, E., Illina, I., Fohr, D., Mella, O., 2010. A wavelet-based parameterization for speech/music discrimination. *Computer Speech & Language*, 24(2), 341-357.

- Dietterich, T. G., 2000. An experimental comparison of three methods for constructing ensembles of decision trees: Bagging, boosting, and randomization. *Machine learning*, 40(2), 139-157.
- Doğan, Ş., 2011. Yeni Bir Sayısal Damgalama Tekniğiyle Biyometrik Uygulamalar, Doktora Tezi, *Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elazığ, 6.
- Elbaz, A., Carcaillon, L., Kab, S., Moisan, F., 2016. Epidemiology of Parkinson's disease. *Revue neurologique*, 172(1), 14-26.
- El-Attar, A., Ashour, A. S., Dey, N., Abdelkader, H., Abd El-Naby, M. M., Sherratt, R. S., 2021. Discrete wavelet transform-based freezing of gait detection in Parkinson's disease. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 33(4), 543-559.
- Emek, S., 2006. Sabit Görüntüler Ve Video İşaretleri İçin Ayrık Dalgacık Dönüşümü Ayrık Kosinüs Dönüşümü Tabanlı Sayısal Damgalama Yöntemi, Doktora Tezi, *Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 11.
- Ene, M., 2008. Neural network-based approach to discriminate healthy people from those with Parkinson's disease. *Annals of the University of Craiova-Mathematics and Computer Science Series*, 35, 112-116.
- Ertuğrul, Ö. F. Kaya, Y. Tekin, R. Almalı, M. N., 2016. Detection of Parkinson's disease by Shifted One Dimensional Local Binary Patterns from gait, *Elsevier*, 56, 156-163.
- Fakhruzi, I., 2018. An artificial neural network with bagging to address imbalance datasets on clinical prediction. In *2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIAC)*, pp. 895-898. IEEE.
- Freund, Y. and Schapire, R. E., 1996. Experiments with a new boosting algorithm. In *ICML*, Vol. 96, pp. 148-156.
- Güner, Z., 2014. Veri Madenciliğinde CART ve Lojistik Regresyon Analizinin Yeri: İlaç Provizyon Sistemi Verileri Üzerinde Örnek Bir Uygulama. *Sosyal Güvençe*, (6), 53-99.
- Halawani, S. M. ve Ahmad, A., 2012. Ensemble methods for prediction of Parkinson disease. In *International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning*, pp. 516-521. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Hausdorff J. M., 2007. Gait dynamics, fractals and falls: finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking. *Human movement science*, 26(4), 555–589. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2007.05.003>.
- Hirsch, E. C. ve Standaert, D. G., 2021. Ten unsolved questions about neuroinflammation in Parkinson's disease. *Movement Disorders*, 36(1), 16-24.
- Ho, T. K., 1998. Nearest neighbors in random subspaces. In *Joint IAPR International Workshops on Statistical Techniques in Pattern Recognition (SPR) and Structural and Syntactic Pattern Recognition (SSPR)*. pp. 640-648. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Jankovic, Joseph. 2008. Parkinson's Disease: Clinical features and diagnosis. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry* 79(4):368–76.

- Goldberger, A., Amaral, L., Glass, L., Hausdorff, J., Ivanov, P., Mark, R., Mietus, J., Moody, G., Peng, C., Stanley, H., 2000. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*. 13;101(23):E215-20. doi: 10.1161/01.cir.101.23.e215. PMID: 10851218.
- Gürüler, H., 2017. A novel diagnosis system for Parkinson's disease using complex-valued artificial neural network with k-means clustering feature weighting method. *Neural Computing and Applications*, 28(7), 1657-1666.
- Günlü, G., 2010. 3 Boyutlu Ayırık Kosinüs Dönüşümü Tabanlı Yüz Bulma Ve Tanıma, Doktora Tezi, *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara, 4-5.
- İsenkul, M. E., Erdoğan, B. Sakar, C. O., Gümüş, E., Delil, M.Ş., Gürgen, F., Sertbaş, A. Kurşun, O., 2011. PHn'nin Ses Disfonilerinden Teshisi için bir Ses Veritabanı Olusturulması ve Örüntülerinin Kullanımı, *Elsevier*, 10, 1-5.
- Jurado-Coronel, J. C., Cabezas, R., Rodríguez, M. F. Á., Echeverria, V., García-Segura, L. M., Barreto, G. E., 2018. Sex differences in Parkinson's disease: features on clinical symptoms, treatment outcome, sexual hormones and genetics. *Frontiers in neuroendocrinology*, 50, 18-30.
- Kanhe, A. and Gnanasekaran, A., 2021. Watermarking of Electronic Patient Record in Parkinson Disease Affected Speech: A Robust and Secure Audio Hiding Technique for Smart e-healthcare Application. *Discontinuity, Nonlinearity, and Complexity*, 10(01), 117-134.
- Karatas, H.B.. 2020. Bazı Integral Dönüşümler Ve Parseval Tıp Teoremler, Yüksek Lisans, *Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul, 4-10.
- Kasten, M., Chade, A., Tanner, C. M., 2007. Epidemiology of Parkinson's disease. *Handbook of clinical neurology*, 83, 129-151.
- Kaya, Y., Uyar, M., Ramazan T., Yıldırım, S.. 2014. 1D-Local Binary Pattern Based Feature Extraction for Classification of Epileptic EEG Signals. *Applied Mathematics and Computation* 243:209–19.
- Kaya, Y. ve Özdemir, C., 2019. Spam SMS'lerin filtrelenmesinde yeni bir yaklaşım: Motif örüntüler. *Gazi University Journal of Science Part C: Design and Technology*, 6(2):436-450.
- Khorasani, A., Shalchyan, V., Daliri, M. R. 2019. Adaptive artifact removal from intracortical channels for accurate decoding of a force signal in freely moving rats. *Frontiers in neuroscience*, 13, 350.
- Kuncheva, L. I. and Rodriguez, J. J., 2006, Rotation Forest: a new classifier ensemble method, *IEEE Computer Society*, 28, 1619-1630.
- Kürtüncü, M., 2011. Parkinson Hastalığı [online], <http://norolojiklinigi.info/parkinson-hastaligi/>, [Ziyaret tarihi: 11 temmuz 2021].
- Lahmiri, S., 2017, Parkinson's disease detection based on dysphonia measurements, *Elsevier*, A 471, 98-105.
- Lai, T.H., Rezaul, K.B, Marimuthu, P., 2009. Computational Intelligence in Gait

- Research: A Perspective on Current Applications and Future Challenges. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 13(5):687–702.
- Lan, K.C. Shih, W.Y., 2014, Early Diagnosis of Parkinson's Disease using a Smartphone, *Elsevier*, 34, 305-312.
- Lang, A. E. and Obeso, J. A., 2004. Challenges in Parkinson's disease: restoration of the nigrostriatal dopamine system is not enough. *The Lancet Neurology*, 3(5), 309-316.
- LaValley, M. P., 2008. Logistic regression. *Circulation*, 117(18), 2395-2399.
- Li, P., Corner, B., Paquette, S., 2015. Shape analysis of female torsos based on discrete cosine transform. *International Journal of Clothing Science and Technology*.
- Li, R., Xuan, J., Shi, T., 2021. Frequency estimation based on symmetric discrete Fourier transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 160, 107911.
- Li, L., Bai, R., Lu, J., Zhang, S., Chang, C. C., 2021. A Watermarking Scheme for Color Image Using Quaternion Discrete Fourier Transform and Tensor Decomposition. *Applied Sciences*, 11(11), 5006.
- Lin, Y., Ling, B. W. K., Xu, N., Lam, R., Ho, C., 2020. Effectiveness Analysis of Bio-electronic Stimulation Therapy to Parkinson's Disease via Discrete Fourier Transform Approach. In *2020 12th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP)*, pp. 1-5. IEEE.
- 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 bio-medical engineering*, 56(4), 1015.
- Maraha, H. E. J., 2014. Audio watermarking using dwt of second level decomposition of low frequency and using rms on approximation coefficients (Doctoral dissertation).
- Melville, P. and Mooney, R. J., 2003. Constructing diverse classifier ensembles using artificial training examples. In *IJCAI*, Vol. 3, pp. 505-510.
- Mezzarobba, S, Grassi, M. Valentini, R, Bernardis. P, 2018. Postural control deficit during Sit-To-Walk in patients with Parkinson's Disease and Freezing of Gait, *Gait Posture*, 1-15.
- Montana, D., Campos-Roca, Y., Pérez, J.P., 2018. A Diadochokinesis-based expert system considering articulatory features of plosive consonants for early detection of Parkinson's disease, *Elsevier*, 154-89-97.
- Moore, S. T., Dougall, H. G., Ondo, W. G., 2008. Ambulatory monitoring of freezing of gait in Parkinson's disease, *Elsevier*, 167, 340-348.
- Morris, M.E., Huxham, F., McGinley, J., Dodd, K., Iansek, R., 2001. The Biomechanics abd Motor Control of Gait in Parkinson Deisease, *Elsevier*, 16, 459-470.
- Moshantat, M., 2019. Wavelet Based Image Fusion In Biomedical (Doctoral dissertation), *İstanbul Aydın Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, İstanbul.
- Muro-De-La-Herran, Alvaro, Begonya Garcia-Zapirain, and Amaia Mendez-Zorrilla. 2014. Gait Analysis Methods: An Overview of Wearable and Non-Wearable Systems, *Highlighting Clinical Applications*. *Sensors*, 14(2):3362–94.

- Naranjo, L., Pérez, C.J., Martin, J., Campos-Roca, Y.; 2017, A two-stage variable selection and classification approach for Parkinson's disease detection by using voice recording replications, *Elsevier*, 142, 147-156.
- Olanrewaju, R. F., Zahari, N. S., Musa, A. A., 2017. A new automatic method of parkinson disease identification using complex-valued neural network. *Journal of Medical and Bioengineering*, 6.
- Oshiro, T. M., Perez, P. S., Baranauskas, J. A., 2012. How many trees in a random forest?. In *International workshop on machine learning and data mining in pattern recognition* (pp. 154-168). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Özdemir, A., 2007. Dalgacık Dönüşümünü Kullanarak Ön Cepheden Çekilmiş İnsan Yüzü Resimlerinin Tanınması, Yüksek Lisans, *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Kahramanmaraş, 5.
- Özel, E., Tekin, R., Kaya, Y., 2021. Implementation of artifact removal algorithms in gait signals for diagnosis of parkinson disease. *International Information and Engineering Technology Association, IIETA*, 38(3).
- Panov, P., and Džeroski, S., 2007. Combining bagging and random subspaces to create better ensembles. In *International Symposium on Intelligent Data Analysis*, pp. 118-129. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Perrin, A.J., Nosova, E., Co, K., Book, A., Iu, O., Silva, S., Thompson, C., McKeown, M.J., Stoessl, A., Farrer, M. J., Appel-Cresswell, S., 2017. Gender differences in Parkinson's disease depression, *Elsevier*, 36, 93-97.
- Perumal, S.V. and Sankar, R., 2016. Gait and tremor assessment for patients with Parkinson's disease using wearable sensors, *KICS (The Korean Institute of Communications and Information Science)*, 2, 168-174.
- Poewe, W., Seppi, K., Tanner, C. M., Halliday, G. M., Brundin, P., Volkmann, J., Lang, A. E., 2017. Parkinson disease. *Nature reviews Disease primers*, 3(1), 1-21.
- Polat, K., 2012. Classification of Parkinson's disease using feature weighting method on the basis of fuzzy C-means clustering. *International Journal of Systems Science*, 43(4), 597-609.
- Ramani, R. G. and Sivagami, G., 2011. Parkinson disease classification using data mining algorithms. *International journal of computer applications*, 32(9), 17-22.
- Rizvi, S. Q. A., Wang, G., Xing, X., 2019. Early Detection of Parkinson Disease Using Wavelet Transform Along with Fourier Transform. In *International Conference on Smart City and Informatization*, pp. 323-333. Springer, Singapore.
- Rodriguez, J. J., Kuncheva, L. I., Alonso, C. J., 2006. Rotation forest: A new classifier ensemble method. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 28(10), 1619-1630.
- Rokach, L., 2010. Pattern classification using ensemble methods, *World Scientific*, Beer Sheva-Israel, 111-112.
- Rousseeuw, P. J. and Hubert, M., 2011. Robust statistics for outlier detection. *Wiley interdisciplinary reviews: Data mining and knowledge discovery*, 1(1), 73-79.

- Rustempasic, I. and Can, M., 2013. Diagnosis of Parkinson's disease using principal component analysis and boosting committee machines. *Southeast Europe journal of soft computing*, 2(1).
- Saadi, S., Merrad, A. and Benziane, A., 2019. Novel secured scheme for blind audio/speech norm-space watermarking by Arnold algorithm. *Signal Processing*, 154, 74-86.
- Sakar, C. O., Serbes, G., Gunduz, A., Tunc, H. C., Nizam, H., Sakar, B. E., Apaydin, H., 2019. A comparative analysis of speech signal processing algorithms for Parkinson's disease classification and the use of the tunable Q-factor wavelet transform. *Applied Soft Computing*, 74, 255-263.
- Samà, A., Pérez-López, C., Rodríguez-Martínez, D., A. Català, A., Moreno-Aróstegui, J.M., Cabestanya, J., Mingob, de E., Rodríguez-Moliner, A., 2017. Estimating bradykinesia severity in Parkinson's disease by analysing gait through a waist-worn sensor, *Elsevier*, 84, 114-123.
- Salarian, A. 2004. Gait Assessment in Parkinson's disease: toward an ambulatory system for long-term monitoring, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.51. No.8, 1434-1443.
- Skurichina, M. and Duin, R. P., 2002. Bagging, boosting and the random subspace method for linear classifiers. *Pattern Analysis & Applications*, 5(2), 121-135.
- Sümbüloğlu, K. ve Sümbüloğlu, V., 2002. Biyoistatistik. 10. Baskı, *Hatiboğlu Yayınları* No: 10, Ankara, 2002.
- Solé-Casals, J., Anchustegui-Echearte, I., Marti-Puig, P., Calvo, P. M., Bergareche, A., Sánchez-Méndez, J. I., & Lopez-de-Ipina, K., 2019. Discrete cosine transform for the analysis of essential tremor. *Frontiers in physiology*, 9, 1947.
- Soumaya, Z., Taoufiq, B. D., Benayad, N., Yunus, K., Abdelkrim, A., 2021. The detection of Parkinson disease using the genetic algorithm and SVM classifier. *Applied Acoustics*, 171, 107528.
- Tiwari, A. K., 2016. Machine learning based approaches for prediction of Parkinson disease. *Mach Learn Appl*, 3(2), 33-39.
- Travieso, C.M. Alonso, J. B., Orozco-Aroyave, J.R., Vargas-Bonilla, J.F. Nöth, E., Ravelo-García, A.G., 2017. Detection of different voice diseases based on the nonlinear characterization of speech signals, *Elsevier*, 82, 184-195.
- Tripoliti, E.E., Tzallas, A.T., Tsipouras, M.G., Rigasa, G., Bougia, P., Leontioub, M., Konitsiotis, S., Chondrogiorgi, M., Tsoulic, S., Fotiadisa, D.I., 2013. Automatic detection of freezing of gait events in patients with Parkinson's disease, *Elsevier*, 110, 12-26.
- 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.
- Tüysüz, B., 2007. Mamogramlarda Dalgacık Tabanlı Yöntemle Tümör Belirleme, Yüksek Lisans, *Gaziantep Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Gaziantep, 6-7.

- Uysal, C.. 2020. İnsan hareketlerinin RF sinyalleri kullanarak tanımlanması ve izlenmesi, Doktora Tezi, *Eskisehir Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü*, Eskişehir, 20-23.
- Whittle, M.W. 2014. *Gait Analysis: An Introduction*. Butterworth-Heinemann.
- Yağmur, F.D., 2020. Bir Ve İki Boyutlu Biyomedikal İşaretlerin Det Tabanlı Analizi, Doktora Tezi, *İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa Lisansüstü Eğitim Enstitüsü*, İstanbul, 26-30.
- Sarbaz, Y., Towhidkhah, T., Gharibzadeh, S., Jafari, A., 2012. Gait spectral analysis: an easy fast quantitative method for diagnosing Parkinson's disease. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*. 12. 10.1142/S0219519411004691.
- Yavuz, Ş. D., 2018. Nonlinear dynamic analysis of a drivetrain composed of cylindrical gears, straight and spiral bevel gears. Doktora Tezi, *Orta Doğu Teknik Üniversitesi-Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara.
- Yogev, G., Nir, G., Chava, P., Shmuel, S., Ely, S. S., Jeffrey, M. H., 2005. Dual tasking, gait rhythmicity, and Parkinson's disease: Which aspects of gait are attention demanding? *European Journal of Neuroscience* 22(5):1248–56.
- Zhang, Y., Philip, O.O., Wanqing, L., Bridget, M., Gordon, GW., 2013. Pathological Gait Detection of Parkinson's Disease Using Sparse Representation. Pp. 1–8 in *2013 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*. IEEE.
- Zenga, W., Liua, F. Wanga, Q., Wanga, Y., Mab, L., Zhangb, Y.; 2016, Parkinson's disease classification using gait analysis via deterministic learning, *Elseiver*, 663, 236-278

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Erdoğan Özel
Doğum Yeri ve Tarihi :
Telefon :
E-posta :

EĞİTİM

Derece	Adı, İlçe, İl	Bitirme Yılı
Lise	: Endüstri Meslek Lisesi, Tatvan, Bitlis	1995
Üniversite	: Fırat Üniversitesi, Elazığ	2001
Yüksek Lisans	: Van Yüzüncüyıl Üniversitesi, Van	2011
Doktora	: Siirt Üniversitesi, Siirt	Devam

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
2003	Van Yüzüncüyıl Üniversitesi	Öğr.Gör.

UZMANLIK ALANI

- Elektrik
- Elektronik

YABANCI DİLLER

- İngilizce

YAYINLAR

Özel, E., Tekin, R., & Kaya, Y., 2021. Implementation of Artifact Removal Algorithms in Gait Signals for Diagnosis of Parkinson Disease. International Information and Engineering Technology Association (IIETA), 38(3).