

**BAŐKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**TAŐINABİLİR SENSÖRLERDEN AKTİVİTE VE KİŐİ
TANIMA**

ÇAĞATAY BERKE ERDAŐ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

2017

**TAŞINABİLİR SENSÖRLERDEN AKTİVİTE VE KİŞİ
TANIMA**

**ACTIVITY AND IDENTITIY RECOGNITION FROM
WEARABLE SENSORS**

ÇAĞATAY BERKE ERDAŞ

Başkent Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
BİLGİSAYAR Mühendisliği Anabilim Dalı İçin Öngördüğü
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak hazırlanmıştır.

2017

“TAŞINABİLİR SENSÖRLERDEN AKTİVİTE VE KİŞİ TANIMA” başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından,/...../.....tarihinde, **BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI 'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Doç.Dr. Suat ÖZDEMİR

Üye (Danışman) : Prof.Dr. Hasan OĞUL

Üye : Yrd.Doç.Dr. Mehmet DİKMEN

ONAY

...../...../.....

Prof. Dr. Emin AKATA
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü



BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

Tarih:22 /08/ 2017

Öğrencinin Adı, Soyadı : Çağatay Berke ERDAŞ

Öğrencinin Numarası : 21510210

Anabilim Dalı : Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Programı : Bilgisayar Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans Programı

Danışmanın Unvanı/Adı, Soyadı : Prof. Dr. Hasan OĞUL

Tez Başlığı : Taşınabilir Sensörlerden Aktivite Ve Kişi Tanıma

Yukarıda başlığı belirtilen Yüksek Lisans tez çalışmamın; Giriş, Ana Bölümler ve Sonuç Bölümünden oluşan, toplam 53 sayfalık kısmına ilişkin, 21 / 08 / 2017 tarihinde şahsım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı %1'dir.

Uygulanan filtrelemeler:

1. Kaynakça hariç
2. Alıntılar hariç
3. Beş (5) kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

“Başkent Üniversitesi Enstitüleri Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Usul ve Esaslarını” inceledim ve bu uygulama esaslarında belirtilen azami benzerlik oranlarına tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Öğrenci İmzası:

Onay

... / ... / 20...

Prof. Dr. Hasan OĞUL

TEŐEKKÜR

Yazar, bu alıőmanın gerekleőmesinde katkılarından dolayı, aőađıda adı geen kiői ve kuruluőlara itenlikle teőekkür eder.

Sayın Prof. Dr. Hasan OĐUL'a (tez danıőmanı), alıőmanın sonuca ulaőtırılmasında ve karőtılaőtılan gűlűklerin aőtılmasında her zaman yardımcı ve yol gűsterici olduđu iin...

Sayın Dr. Sadık ERDAŐ'a ve Nilgűn ERDAŐ'a her zaman yanımda oldukları iin...

Sayın Arő. Gőr. Koray AICI 'ya her zaman yardımcı olduđu iin...

Sayın Arő. Gőr. Tun AŐUROĐLU'na her zaman yardımcı olduđu iin...

Bu alıőma TűBİTAK tarafından 115E451 nolu proje kapsamında desteklenmiőtir.

ÖZ

TAŞINABİLİR SENSÖRLERDEN AKTİVİTE VE KİŞİ TANIMA

Çağatay Berke ERDAŞ

Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

İnsan fiziksel aktivitelerinin ve ilgili aktiviteyi yapan kişinin uzaktan tespiti, çeşitli alanlarda ihtiyaç duyulan önemli bir konudur. Bu amaçla giyilebilir hareket sensörlerinin kullanımı son yıllarda yaygınlaşmıştır. Bu tezde ivmeölçer, jiroskop ve manyetometre vasıtası ile hareket ve kişi tanıma üzerine çalışılmıştır. Sensörlerden elde edilen veriler üzerinden çıkarılan zaman, frekans ve dalgacık uzayı öznitelikleri ile Random Forest, J48, Adaboost ve Desicion Stump ikilisi, Support Vector Machine ve k-NN gibi öğrenme algoritmaları sınıflandırma amaçlı kullanılmıştır. Buna ek olarak, elde edilen sınıflandırma performansını geliştirmek için; filtreleme, öznitelik seçimi, sensör füzyonu gibi yöntemler denenmiştir.

Bahsi geçen yöntemler, hem erişime açık veri kümelerinde hem de bu çalışma kapsamında toplanan el aktivitesi verileri üzerinde denenmiş ve sonuçları raporlanmıştır.

ANAHTAR SÖZCÜKLER: aktivite tanıma, kişi tanıma, öznitelik seçimi, zaman uzayı öznitelikleri, frekans uzayı öznitelikleri, dalgacık uzayı öznitelikleri, sınıflandırma.

Danışman: Prof. Dr. Hasan OĞUL, Başkent Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü.

ABSTRACT

ACTIVITY AND IDENTITIY RECOGNITION FROM WEARABLE SENSORS

Çağatay Berke ERDAŞ

Baskent University Institute of Science and Engineering

Department of Computer Engineering

Remotely detecting an activity and the person who performs this activity is an important issue that is needed in various fields. For this purpose, the usage of wearable motion sensors has been widespread in recent years. In this thesis, motion and person recognition were studied by means of accelerometer, gyroscope and magnetometer. The time, frequency and wavelet features were extracted from the data obtained from the sensors and learning algorithms such as Random Forest, J48, Adaboost and Desicion Stump, Support Vector Machine and k-NN were used for classification purposes. In addition, in order to improve the classification performance obtained; filtering, feature selection, fusion of sensors have been tried. The methods mentioned have been tried on both the open access data sets and hand activity data collected within the scope of this study, and the results have been reported.

KEYWORDS: activity recognition, identity recognition, feature selection, time domain features, frequency domain features, wavelet domain features, classification.

Advisor: Prof. Dr. Hasan OĞUL, Baskent University, Department of Computer Engineering

İÇİNDEKİLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
ÖZ.....	i
ABSTRACT.....	ii
İÇİNDEKİLER LİSTESİ	iii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	iv
ÇİZELGELER LİSTESİ	v
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	vii
1. GİRİŞ	1
1.1 Alan Bilgisi.....	1
1.2 Önceki Çalışmalar	2
1.3 Motivasyon ve Tezin Katkısı.....	4
2. YÖNTEMLER.....	6
2.1 Öznitelik Çıkarımı	6
2.1.1 Zaman uzayı öznitelikleri.....	6
2.1.2 Frekans uzayı öznitelikleri	7
2.1.3 Dalgacık (Zaman-Frekans) uzayı öznitelikleri	7
2.2 Ön İşlem.....	13
2.3 Öznitelik Seçimi.....	14
2.4 Sınıflandırma.....	16
3. VERİ KÜMELERİ	20
3.1 Açık Veri Kümeleri.....	20
3.2 Veri Toplama.....	21
3.2.1 El aktivitesi verileri.....	21
3.2.2 Ölçümlerde kullanılan donanımlar ve yazılımlar	26
4. SONUÇLAR	28
4.1 Değerlendime Yöntemleri.....	28
4.2 Açık Veri Kümesi Kullanılarak Elde Edilen Sonuçlar	28
4.3 El Akitiveleri Veri Kümesi Kullanılarak Elde Edilen Sonuçlar	32
4.3.1 El aktiviteleri veri kümesi ile aktivite tanıma	32
4.3.2 El aktivite verileri kullanılarak kişi tespiti.....	36
5. TARTIŞMA VE ÖNERİLER.....	51
KAYNAKLAR LİSTESİ	54

ŞEKİLLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1	Sınıflandırma alt yapısı 6
Şekil 2.2	Öznitelik seçim stratejisi..... 15
Şekil 2.3	Random Forest sınıflandırma algoritması 17
Şekil 3.1	Hazır veri kümesini toplamak için kullanılan sensör ve aparatları 21
Şekil 3.2	Doğrama aktivitesi 24
Şekil 3.3	Masa silme aktivitesi 24
Şekil 3.4	Cam silme aktivitesi 24
Şekil 3.5	Su içme aktivitesi 24
Şekil 3.6	Kaseden içme aktivitesi 25
Şekil 3.7	Yoğurma aktivitesi..... 25
Şekil 3.8	Tablet aktivitesi 25
Şekil 3.9	Klasör taşıma aktivitesi 25
Şekil 3.10	El yazısı aktivitesi..... 25
Şekil 3.11	Klavye yazısı aktivitesi 25
Şekil 3.12	Shimmer sensör 26
Şekil 3.13	Shimmer Capture sensör yönetimi yazılımı grafik kullanıcı ara yüzü 27
Şekil 3.14	Shimmer Dock 27

ÇİZELGELER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1 Seçilen öznitelikler	16
Çizelge 4.1 Farklı uzaylardan elde edilen özniteliklerin sınıflandırıcılara göre doğruluk oranları	29
Çizelge 4.2 Filtreleme sonrası RF doğruluk oranları.....	30
Çizelge 4.3 Tüm özniteliklerin ve seçilmiş özniteliklerin karşılaştırılması.....	30
Çizelge 4.4 Seçilmiş özniteliklerin kesişimli ve kesişimsiz çerçeve yöntemlerinin karşılaştırılması	31
Çizelge 4.5 Tüm özniteliklerin kesişimli ve kesişimsiz çerçeve yöntemlerinin karşılaştırılması	32
Çizelge 4.6 Geniş aralıklı ivmeölçer sensörü kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları	33
Çizelge 4.7 Jiroskop sensörü kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları.....	33
Çizelge 4.8 Manyetometre sensörü kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları .	34
Çizelge 4.9 Düşük gürültülü ivmeölçer kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları	34
Çizelge 4.10 Dört farklı sensör verisi için aktivite tespitinde alınan en iyi sonuçlar ...	35
Çizelge 4.11 Aktivite tespitinde tek sensör ve sensörlerin kombinasyon ile alınan en iyi sonuçlar.....	35
Çizelge 4.12 Manyetometre+Geniş Aralıklı sensörü kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları ve örtüşmesiz karşılaştırılması.....	36
Çizelge 4.13 El yazısı aktivitesi kullanılarak jiroskop sensör verisi için kişi sınıflandırma	36
Çizelge 4.14 El Yazısı aktivitesi kullanılarak manyetometre sensör verisi için kişi sınıflandırma	37
Çizelge 4.15 El yazısı aktivitesi kullanılarak düşük gürültülü ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma	37
Çizelge 4.16 El yazısı aktivitesi kullanılarak geniş aralıklı ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma.....	38
Çizelge 4.17 El yazısı aktivitesi kullanılarak dört farklı sensör verisi için kişi sınıflandırma yöntemlerinin en iyi sonuçları	39
Çizelge 4.18 El yazısı aktivitesi üzerinden kişi tanımadada tek sensör ve sensörlerin kombinasyon ile alınan en iyi sonuçlar	40
Çizelge 4.19 El yazısı aktivitesi kullanılarak Manyetometre ve GA ivmeölçer için kişi sınıflandırması sonuçları ve örtüşmesiz karşılaştırılması.....	40
Çizelge 4.20 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak Jiroskop sensör verisi için kişi sınıflandırma	41
Çizelge 4.21 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak Manyetometre sensör verisi için kişi sınıflandırma	41
Çizelge 4.22 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak düşük gürültülü ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma	42
Çizelge 4.23 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak geniş aralıklı ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma	43
Çizelge 4.24 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak dört farklı sensör verisi için kişi sınıflandırma	43
Çizelge 4.25 Klavye yazısı aktivitesi üzerinden kişi tanımadada tek sensör ve sensörlerin kombinasyon ile alınan en iyi sonuçlar	44

Çizelge 4.26 Klavye yazısı aktivitesi için manyetometre ve WR sensörü için kişi sınıflandırması sonuçları ve örtüşmesiz karşılaştırılması	44
Çizelge 4.27 Tablet aktivitesi kullanılarak Jiroskop sensör verisi için kişi sınıflandırma	45
Çizelge 4.28 Tablet aktivitesi kullanılarak Manyetometre sensör verisi için kişi sınıflandırma	45
Çizelge 4.29 Tablet aktivitesi kullanılarak düşük gürültülü ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma	46
Çizelge 4.30 Tablet aktivitesi kullanılarak geniş aralıklı ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma	47
Çizelge 4.31 Tablet aktivitesi kullanılarak dört farklı sensör verisi için kişi sınıflandırmada alınan en iyi sonuçlar	48
Çizelge 4.32 Tablet aktivitesi üzerinden kişi tanımada tek sensör ve sensörlerin kombinasyon ile alınan en iyi sonuçlar	48
Çizelge 4.33 Tablet aktivitesi kullanılarak Manyetometre ve GA ivmeölçer için kişi sınıflandırması sonuçları ve örtüşmesiz yöntemin karşılaştırılması	49
Çizelge 4.34 El yazısı, klavye yazısı ve tablet kullanımı aktiviteleri üzerinden kişi tespitinde tek sensör ile elde edilen en iyi sonuçlar	49
Çizelge 4.35 El yazısı, klavye yazısı ve tablet kullanımı aktiviteleri üzerinden kişi tespitinde elde edilen en iyi sonuçlar	49

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

HAR	Human Activity Recognition (İnsan Faaliyetlerinin Tanınması)
WSN	Wireless Sensor Network (Kablosuz Sensör Ağı)
FTFT	Fast Time Frequency Transform
FTT	Fast Fourier Transform
DWT	Discrete Wavelet Transform
RMS	Root Mean Square
SMA	Signal Magnitude Area
İqr	İnterquartile Range
MAD	Mean Absolute Deviation
RF	Random Forest
k-NN	k- Nearest Neighbor
SVM	Support Vector Machine
RBF	Radial Basis Function
WR	Wide-Range
LN	Low-Noise
DO	Doğruluk Oranı
DN	Doğru Sınıflandırılan Negatif Değerler
DP	Doğru Sınıflandırılan Pozitif Değerler
YN	Yanlış Sınıflandırılan Negatif Değerler
YP	Yanlış Sınıflandırılan Pozitif Değerler
TÜBİTAK	Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu

1. GİRİŞ

İnsan fiziksel aktivitelerinin uzaktan tespiti, çeşitli alanlarda ihtiyaç duyulan önemli bir konudur. Fiziksel aktivite günlük yaşam içinde gerçekleşen, yürüme, oturma, zıplama gibi rutin hareketler olabileceği gibi, bir sporcunun yaptığı spora özgü fiziksel değişimleri veya bir hastanın motor bozuklukları sonucu ortaya çıkan istemsiz olaylar da olabilir. Bu amaçla geliştirilen, insan faaliyeti tanınması (Human Activity Recognition - HAR), bir kimsenin kendisi ve çevresindeki çevre gözlemleri seti ile gerçekleştirdiği eylemleri tanımlamayı amaçlar. Buna ek olarak bahsi geçen faaliyetleri yapan kişinin tespiti (tanınması) de mümkündür. Aktiviteyi gerçekleştiren kişinin tespiti en az aktivite tespiti kadar zorlu ve önemli bir problemdir. Günlük hayatta kişi tespiti, kişiye özel reklam faaliyetlerinden, güvenlik önlemlerine kadar geniş bir yelpaze içinde kullanılmaktadır [1]. Örneğin hangi aktiviteyi yaptığı ve kimliği bilenen bir kişinin, o aktivite ile ilgili ve/veya kişinin özel ilgi alanları ile ilgili reklamlara maruz kalması, reklam başarısını arttırmaktadır. Buna ek olarak, güvenlik bakımından kısıtlandırılmış alanlara yetkili kişinin girişini ya da bu alanlarda bulunan bilgisayar ve benzeri araçları kullanma izni veren bir sistem için kişi tanıma önemli bir rol oynamaktadır.

1.1 Alan Bilgisi

Tanım, çevresel [1] veya vücuda giyilen sensörler [2, 3] gibi çeşitli kaynaklardan alınan bilgilerin işlenmesi ile başarılabılır. Mikrosensör teknolojisindeki ilerlemeler ile birlikte ortaya çıkan güçlü kablosuz iletişim ve kablosuz sensör ağları (WSN), aktivite ve kişi tanıma için düşük maliyetli, etkin ve gizlilik açısından uygun bir alternatif sunar. Bu gelişmelerle birlikte bazı yaklaşımlar, bel, el bilekliği, göğüs ve uyluk gibi farklı vücut bölgelerinde, iyi sınıflandırma performansı elde etmek için özel sensörler uyarlamıştır.

İvmeölçer, jiroskop ve manyetometre gibi sensörler son yıllarda bahsi geçen mobil teknolojilerin gelişimiyle yaygınlaşmış, pek çok mobil cihaza entegre edilmiş veya giyilebilir aparatlara monte edilebilir hale gelmiştir.

Bir triaksiyal ivmeölçer, bulunduğu konumun üç ekseninde değişimini algılayıp herhangi bir fiziksel aktivite sırasında veya sonrasında zamana bağlı bir konum

değişim sinyali üretebilir. Jiroskop sensörü, bir nesnenin titreştiği aynı düzlemdeki titreşim eğilimini kullanarak açısal hızı ölçer. Manyetometre ise, manyetik materyalin bir ferromagnet gibi manyetizasyonu veya belirli bir konumdaki bir manyetik alanın yönü, kuvveti veya göreceli değişimi olan manyetizmayı ölçen bir araçtır.

Bahsi geçen bu sensörler insan vücudunun belli bir bölgesine monte edilerek fiziksel aktivitenin izlenmesi yada kişinin tanınması sağlanabilir. Sensör verisine dayalı aktivite ve kişi tespiti son yıllarda çalışılmaya başlanmış bir konu olup problem, verilen bir üç-boyutlu zaman-serisi konum sinyalinin daha önce belirlenmiş aktivite kategorilerine sınıflandırılması şeklinde ele alınmıştır. Bu amaçla zaman-serisi verisi üzerinde sinyal işleme teknikleriyle çıkarılan öznitelikler bir gözetimli makine öğrenme algoritmasını eğitmek için kullanılmakta, aynı özniteliklerle girdi verisi sınıflandırılmaktadır.

1.2 Önceki Çalışmalar

Yöntemler çıkardıkları öznitelikler ve kullandıkları sınıflandırma algoritmalarına göre farklılaşmışlardır [4, 5, 6, 7, 8]. Sensörler vasıtasıyla toplanan sinyali zaman tanım kümesinde inceleyen çalışmalarda, ortalama, medyan, varyans, kök ortalama karesi, korelasyon, çapraz-korelasyon, açısal hız, sıfır-geçiş (zero-crossing), sinyal büyüklük alanı (signal magnitude area), sinyal vektör büyüklüğü (signal vector magnitude) gibi öznitelikler kullanılır. Frekans tanım kümesine dönüşüm yapılan yöntemlerde, küçük dalga dönüşümünde katsayılar toplamı, Fourier dönüşümünde DC bileşeni, katsayılar toplamı, dominant frekans, spektral enerji, entropi öznitelikleri tercih edilebilir. Sınıflandırma için kullanılan makine öğrenme algoritmaları karar ağaçları [9, 10], yapay sinir ağları [11], k en yakın komşu [12, 13], eşik-tabanlı yöntemler [14], şablon eşleştirme [15], Bayes yöntemleri [9, 16], bulanık yöntemler [4, 17], Gaussian karma modelleri [18], saklı Markov modelleri [8] ve destek vektör makineleri [7] olarak görülmektedir.

Lara ve Labrador'un aktivite tanıma üzerine kaleme aldıkları inceleme makalesi, daha önceki çalışmaların kullandığı yöntemlerin genel olarak özeti niteliği taşımaktadır [19]. İlgili yayında, hangi özniteliklerin ve hangi sensör yada sensörlerin seçilmesi gerektiği, ilgili sensörlerin insan beyninin hangi bölümüne

yerleştirileceği, kullanılacak sensör sayısı, doğru sınıflandırma ölçütleri, kullanılacak makine öğrenme algoritmaları, değerlendirme metrikleri hakkında detaylı bilgiler vermektedir.

Ravi vd. [5] çalışmalarında tek bir ivmeölçer sensörü kullanarak aktivite tespit problemini çözmeyi hedeflemişlerdir. Bahsi geçen çalışmada, kendi veri kümelerini oluşturup ilgili ivmeölçerin x, y, z eksenleri üzerinden %50 oranında kesişimli olmak kaydıyla 256 örnek tek bir kayıt kabul edilerek öznelikler çıkarılmıştır. Sensör kayıt hızı 50Hz olduğundan her bir örnek grubu yaklaşık 5 saniyelik hareketleri içermektedir. Frekans uzayından her bir eksen için ortalama, standart sapma enerji ve korelasyon öznelikleri çıkarılmış ve SVM, k-NN, Naive Bayes, J48 gibi makine öğrenme algoritmaları ile sınıflandırılmıştır.

Preece vd. [6] çalışmalarında farklı öznelik çıkarım metotlarının karşılaştırılmasına değinmiştir. Öznelik uzayında dalgacık uzayı ve zaman, frekans uzayları olmak üzere iki farklı öznelik grubu kullanılmıştır. Özneliklerin k-NN algoritması ile sınıflandırılması sonrasında, elde edilen doğru sınıflandırma oranları sayesinde öznelikler karşılaştırılmıştır.

Sinyal verisine dayalı kişi sınıflandırma problemi için literatürde fazla çalışma olmamakla beraber, Casale vd. [20] kişi sınıflandırma problemine yönelik çalışması örnek gösterilebilir. Yazarlar çalışmalarında, kullanıcı doğrulaması için ayırt edici bir makine öğrenme hattı önermişlerdir. Bahsi geçen çalışma, kişiselleştirilmiş etkinlik tanıma alt sistemi ve doğrulama alt sistemi iki ana sisteme ayrılmıştır. Bu kişiselleştirilmiş etkinlik tanıma alt sisteminde kişiselleştirme adımının altında yatan temel fikir, genel bir etkinlik tanıma sınıflandırıcısını yetkili kullanıcılar verisine yöneltmektir. Doğrulama sistemi içerisinde, atalet verisi kişiselleştirilmiş aktivite tanıma sistemi tarafından toplanıp filtrelendiğinde, bahsi geçen bu alt sistem, elde edilen verilerin kayıtlı bir kullanıcıya ait olup olmadığını doğrulamalıdır. İlgili çalışma; yürüme, bilgisayar başında çalışma, ayakta durma merdiven çıkma gibi aktiviteler içinden yürüme aktivitesini tespit edip bu aktivite üzerinden problemi çözmeye çalışırken, bahsi geçen hareketler, literatürde bulunan aktivite sınıflandırma çalışmalarıyla benzerlik göstermektedir. Aynı şekilde kullanılan verilerin toplanması sırasında kullanılan yöntemler (göğse yerleştirilen

bir ivmeölçerin 52Hz ile çalışması), kullanılan doğru sınıflandırma metriği ile aktivite tespiti çalışmalarıyla benzerlik göstermektedir.

1.3 Motivasyon ve Tezin Katkısı

Önceki Çalışmalar'da bahsi geçen yöntemlerin önemli eksikleri vardır. Zaman-serisi sinyalden çıkarılan öznelilikler, veriyle ilgili global bir bilgiyi ele alıp zamana bağlı değişimin lokal sırasını göz ardı etmektedir. Oysaki konum bilgisinin herhangi bir alt zaman aralığındaki önemli değişim aktiviteyle ilgili kritik bir bilgi taşıyor olabilir. Konum bilgisi kullanılmazsa, sadece önceden belirlenmiş aktivite kategorileri için çalışırlar. Bu durum, yöntemlerin pratikte uygulanabilirliğini kısıtlamaktadır. Kategorilerin adaptif olarak eklenebilmesi, arşivde oluşacak sadece bir örnekle, etiketsiz bile aktivite tespiti yapılabilmesi gerekir. Bu çalışmada, bu eksiklikleri giderecek makine öğrenme teknikleri denenmiştir. Bu sayede daha etkin aktivite (hareket) tespiti yapılmasına çalışılmıştır.

Buna ek olarak, literatürde bulunan çalışmaların büyük bir kısmı aktivite tespiti üzerine yoğunlaşmış, kişi tespiti göz ardı edilmiştir. Literatürde, kişi tespiti üzerinde yapılan çalışmalar genellikle görüntü bazlı olmakla beraber sensörden elde edilen sinyaller vasıtasıyla yapılan çalışmalara sık rastlanmamaktadır.

Tez kapsamında yapılan bu çalışmanın ana motivasyonu aktivite tespiti ile birlikte o aktiviteyi yapan kişinin de tespiti temeline dayanmaktadır. Buna ek olarak çalışmanın katkısı aşağıdaki maddelerde sunulmaktadır.

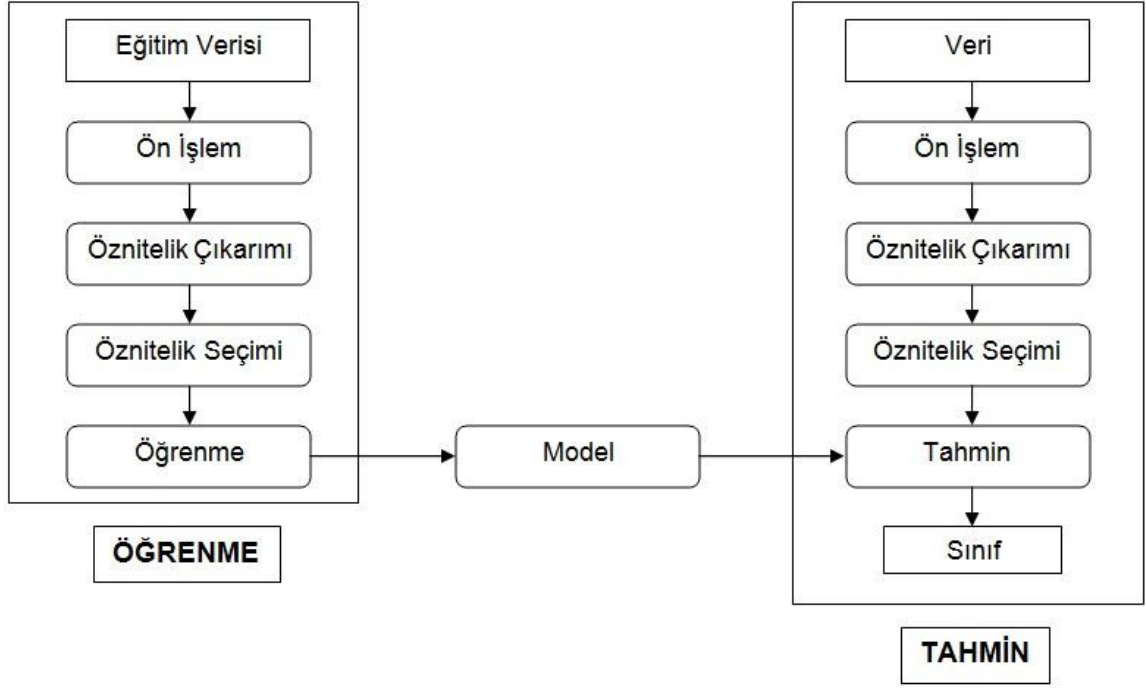
- Çalışma kapsamında, yaş ve cinsiyet olarak dengeli dağılıma sahip 30 katılımcıdan elde edilen manyetometre, jiroskop, düşük gürültülü ve geniş aralıklı ivmeölçer sensör verileri aktivite ve kişi etiketlemeleri ile beraber literatüre kazandırılmıştır.
- Literatürce yaygın olarak kullanılan kesişimli çerçeveler yönteminin doğru sınıflandırma performansına etkisini gözlemlemek adına hem kesişimli çerçeveler yöntemi hem de kesişimsiz çerçeveler yöntemi ile sonuçlar elde edilmiş ve karşılaştırılmıştır.
- Doğru sınıflandırma performansına bir katkısının olup olmadığının belirlenmesi için hem aşağı geçirgen ve yukarı geçirgen filtrelerinin

uygulanmış olduđu sinyallerden hem de ham veri üzerinden öznitelikler çıkarılmış ve karşılaştırılmıştır.

- Öznitelik seçiminin sınıflandırma performansına katkısını gözlemek adına beş farklı öznitelik seçim algoritması kullanan bir fikir birliği sistemi hayata geçirilmiş ve ilgili sistemin kullanılmadığı bazı sonuçlarla karşılaştırılmıştır.
- Literatürde yaygın olarak kullanılan zaman, frekans ve dalgacık uzay öznitelikleri ve bahsi geçen özniteliklerin kombinasyonları karşılaştırılmıştır.
- Manyetometre, jiroskop ve ivmeölçer sensörlerinin aktivite ve kişi sınıflandırmasında sınıflandırma performansına etkileri karşılaştırılmış olmakla beraber manyetometre ve ivmeölçer sensörlerinden elde edilen öznitelikler birleştirilerek diğer sensörlerle karşılaştırılmıştır. Bahsi geçen bu karşılaştırma literatürde ilk kez yapılmaktadır.
- Literatürde yaygın olarak kullanılan, sınıflandırma algoritmaları aynı koşullar altında çalıştırılmış ve performansları karşılaştırılmıştır.

2. YÖNTEMLER

Aktivite tanıma ve kişi tanıma problemleri birer sınıflandırma problemi olarak tanımlanmıştır. Sınıflandırma alt yapısı şekil 2.1’de verilmiştir. Buna göre yöntemler kısmında (1) öznitelik çıkarımı, (2) ön işleme, (3) sınıflandırma alt başlıklarında kullanılan yaklaşımlar anlatılacaktır.



Şekil 2.1 Sınıflandırma alt yapısı

2.1 Öznitelik Çıkarımı

Tez kapsamında yapılan çalışmalarda kullanılan yöntem temelde farklı uzaylarda (domain) öznitelik çıkarma işlemidir. Bu işlem işlenmemiş verinin tutulduğu x, y, z eksenlerinden bir ya da birkaç eksen üzerinden farklı özelliklerin ortaya çıkarılması ile tanımlanabilir. İlgili işlem çıkarılan yeni özniteliklerin çeşitliliğinin artması amacı ile Zaman Uzayı (Time Domain), Frekans Uzayı (Frequency Domain) ve Dalgacık Uzayı (Wavelet Domain) olmak üzere üç farklı uzay üzerinde gerçekleştirilmiş ve sonucunda işlenmemiş veriden 109 yeni öznitelik çıkarılmıştır.

2.1.1 Zaman uzayı öznitelikleri

Zaman uzayı ile ham sinyal verisinden temel sinyal bilgilerini çıkarmak için basit matematiksel ve istatistiksel metrikler kullanılabilir. Bahsi geçen bu temel sinyal

bilgilerini kullanarak çeşitli formülasyonlar yardımıyla literatürce kabul edilmiş öznitelikler çıkarılmıştır. Bu bağlamda x, y, z eksenlerinin her biri için 17 farklı zaman uzayı özniteliği çıkarılmıştır. Bu özniteliklerden bazıları daha önce kaleme alınmış bir derleme makalesinde belirtilen [21] ortalama, varyans, standart sapma gibi istatistiksel metrikler, ortanca, maksimum ve minimum değerler arasındaki aralık, kök ortalama karesi gibi zarf (envelope) metriklerdir. Bu özniteliklere ek olarak sinyal büyüklük alanı, maksimum ve minimum değerler ve bu değerlerin indeksleri, güç, enerji, entropi, çarpıklık, kurtuz, çeyrekler arası aralık gibi öznitelikler de eklenmiştir. Ayrıca farklı hareket eksenlerinin birbirleri arasındaki ilişkisini saptayabilmek için x, y, z eksenlerinin ikili kombinasyonları üzerinde çapraz korelasyon özelliği çıkarılmıştır.

2.1.2 Frekans uzayı öznitelikleri

Frekans uzayı, bir sensör sinyalinin tekrarlayan doğasını yakalamak için yaygın şekilde kullanılır. Bu tekrarlama sıklıkla oturma, yürüyüş veya koşu gibi belirli bir etkinliğin periyodik doğasıyla ilişkilidir. Frekans uzayına, Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT) ve Hızlı Zaman Frekans Dönüşümü (FTFT) [22] gibi algoritmalar ile ayrık Fourier dönüşümü kullanarak belirli bir uzunluktaki bir zaman sinyali üzerinden geçiş yapılır. Bu çalışmada, zaman uzayındaki ham sinyal verilerini frekans uzayına taşımak için Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT) kullanılmış ve sonrasında, sinyalin x, y ve z eksenlerinden her pencereden ayrı ayrı olmak üzere aşağıda belirtilen frekans öznitelikleri çıkarılmıştır. Wang'ın çalışmasında [23] bahsedilen sinyal parçasının gücü ve enerjisi, Preece vd'nin çalışmasında [6] geçen frekans uzayındaki sinyal parçalarının normalize edilmiş değerlerinden oluşan 'magnitude', Bao vd'nin çalışmasında [16] geçen DC bileşeni ve Figo vd'nin çalışmasında [21] bahsedilen sinyalin en büyük, en küçük ve ortanca değerleri öznitelikleri frekans uzayından çıkartılmıştır. Frekans uzayından toplamda 18 öznitelik çıkarılmaktadır.

2.1.3 Dalgacık (Zaman-Frekans) uzayı öznitelikleri

Dalgacık dönüşümü, teoride bir sinyalin zaman-frekans karakteristiklerini Fourier dönüşümünden [24] daha verimli hesaplama olasılığı olduğu için kullanılabilir. Dalgacık dönüşümü sensörler tarafından ölçülen sinyallerdeki ani değişiklikleri yakalayabildiğinden, genellikle çeşitli aktivite tanıma yaklaşımları tarafından tercih

edilmiştir. Buna rağmen, elde edilen bu dalgacık katsayıları, rutin hareketleri yakalayamaz. Literatürdeki çalışmalarda, aktivite tanıma probleminde sinyali sınıflandırmak için ayrık dalgacık dönüşümü (Discrete Wavelet Transform) kullanılmıştır. [25, 26, 27]. Literatürdeki bazı çalışmalarda Daubechies dalgacıkları yöntemi kullanılarak, sinyal ön işleme tabi tutulmuş ve sonrasında sinyaller katmanlara ayrılarak bu katmanlar kullanılmıştır [28]. Bu çalışmada ise, zaman uzayındaki ham sinyal verilerini dalgacık uzayına taşımak için ayrı dalgacık dönüşümünü (dwt) kullanılmış ve sonrasında, Daubechies dalgacıkları çıkarılmıştır.

Geçmiş çalışmalara göre en etkili üç özellik kümesi seçilmiştir. Seçilen ilk küme, Tamura vd. tarafından ortaya atılmıştır [29]. Bu yaklaşımda sinyal, dalgacık dönüşümü kullanılarak parçalanır ve sonrasında sinyal gücü ölçüm metrikleri olarak tanımlanan öznitelikler, eşitlik (2.1)'de gösterildiği gibi DWT'nin dördüncü ve beşinci seviyelerindeki detaylı katsayıların kare toplamları ile elde edilir. İlgili yöntem sonucunda, her bir eksenden iki, toplamda üç eksenden toplam altı öznitelik çıkarılmaktadır.

Eşitlik (2.1), (2.2), (2.3)'te bahsi geçen c değeri sırasıyla x, y, z eksenlerini ve D_j Daubechies'nin j'ninci katmanını temsil etmektedir.

$$T = |cD_4|^2, |cD_5|^2 \quad (2.1)$$

Katsayıların karesi olarak adlandırılan ikinci veri kümesinde ise, bu veri kümesini elde etmek için Daubechies [26] yöntemi kullanılarak sinyal beş seviyeye ayrılır. Daha sonra her seviyedeki detaylı katsayılar eşitlik (2.2)'de gösterildiği gibi elde edilir. İlgili yöntem sonucunda, x, y ve z eksenlerinin her birinden beş, toplamda on beş öznitelik çıkarılmaktadır.

$$M = |cD_1|, |cD_2|, |cD_3|, |cD_4|, |cD_5| \quad (2.2)$$

Son veri kümesinde ise yine Daubechies yöntemi kullanılarak sinyalin beş seviyeye ayrılması sonucunda, her bir seviyenin detaylı katsayı karelerinin hesaplanması ile öznitelikler elde edilmektedir. İlgili işlem eşitlik (2.3)'te gösterilmiştir. Bu yöntem sonucunda, x, y ve z eksenlerinin her birinden beş, toplamda on beş öznitelik çıkarılmaktadır.

$$W = |cD_1|^2, |cD_2|^2, |cD_3|^2, |cD_4|^2, |cD_5|^2 \quad (2.3)$$

Dalgacık uzayından toplamda 36 öznelik çıkarılmıştır.

2.1.4 Zaman-Frekans uzaylarından çıkarılan özneliklerin tanımı

Ortalama (\bar{X} olarak gösterilir) eğer bir pencere kullanılıyorsa, neredeyse her türlü sensör için anlamlı bir metriktir. Bu metrik, düşük bir maliyet ile hesaplanabilir ve minimum hafıza gereksinimleri ile yapılabilir [30]. Eşitlik (2.4)'te gösterildiği üzere değerlerin toplamının değer sayısına bölünmesiyle hesaplanır. Birçok çalışmada, ortalama doğrudan ya da dolaylı olarak oturma, ayakta durma ya da uzanma gibi katılımcı duruşunu tespit etmede kullanılmıştır [31, 32, 33, 34].

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.4)$$

Bir diğer önemli istatistiksel metrik olan varyans (σ^2) ilgili değerlerin ortalama ile oluşturduğu karesel farkların ortalaması olarak eşitlik (2.5)'de görüleceği gibi tanımlanır. Standart sapma varyansın kareköküdür ve bir veri kümesinin değişkenliğini ve olasılık dağılımını temsil eder. Standart sapma, (σ) sinyalin kararlılığının bir göstergesi olabilir ve eşitlik (2.6) da görüleceği üzere varyansın karekökünün alınmasıyla elde edilir. Bu iki istatistiksel ölçüm, çoğunlukla bir sınıflandırıcıya veya eşik tabanlı algoritmalara girdi olarak kullanılan birçok etkinlik tanıma yaklaşımında sinyal özelliği olarak kullanılmıştır [33, 34, 35, 36, 37].

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 \quad (2.5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2} \quad (2.6)$$

Ortanca, veri örneklerinin üst yarısını alt yarısından ayıran sayıdır. Basitliğine rağmen aktivite ve kişi tanımda etkin olduğundan çeşitli çalışmalarda kullanılmıştır [33, 34, 35, 36, 37]. Ortanca sıralı bir değer dizinin ortanca elemanı olarak da adlandırılabilir. Ortanca elemanı bulmak için, ilgili dizinin eşitlik (2.7)'de gösterildiği gibi i'ninci elemanına gitmek gerekir.

$$i = \frac{(n+1)}{2} \quad (2.7)$$

Minimum değer bir sinyal parçasının en küçük değeri olarak ifade edilebilir. Bahsi geçen bu minimum değer yapılan aktiviteye yada kişiye özgü bir düzeyde kalabileceği düşünüldüğünden tercih edilmiştir.

Maksimum değer bir sinyal parçasının en büyük değeri olarak ifade edilebilir. Bahsi geçen bu maksimum değer yapılan aktiviteye yada kişiye özgü bir aralıkta olabileceği düşünüldüğünden tercih edilmiştir.

Minimum değer indeksi sinyal parçasının minimum değerinde olduğu yer bilgisidir. Yapılan aktiviteye ve katılımcıya göre sinyal minimum değere ulaştığı nokta kendini tekrar edebilir ya da benzersiz olabilme ihtimali düşünüldüğünden tercih edilmiştir.

Maksimum değer indeksi sinyal parçasının maksimum değerinde olduğu yer bilgisidir. Yapılan aktiviteye ve katılımcıya göre sinyal minimum değere ulaştığı nokta kendini tekrar edebilir ya da benzersiz olabilme ihtimali düşünüldüğünden tercih edilmiştir.

Aralık (range) bir sinyal parçasının en yüksek ve en küçük değerleri arasındaki fark olarak tanımlanabilir. Aradaki bu fark sinyalin salınımı hakkında bilgi vereceğinden aktivite tanıma ve/veya aktiviteyi yapan kişiyi tanıma problemlerinde tercih edilmektedir.

$$aralık = maks(X) - min(X) \quad (2.8)$$

Aralık ölçülebilir bir büyüklüğün zaman içinde gösterdiği ortalama değişimi belirtmek için yaygın olarak kullanılır. Bu özelliği sayesinde sinyalin bir parçasındaki ya da tamamındaki değişimleri yakalamak için literatürce kullanılmaktadır.

N adet ayrık değer dizisini temsil eden bir sinyal x'in kök ortalama karesinin (root mean square -RMS) hesaplanması, $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ için, eşitlik (2.9)'da gösterilmiştir [38].

$$X_{RMS} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{n}} \quad (2.9)$$

Kök ortalama kare, sinyal işlemede, sinyal zamanının bir fonksiyonu olarak görülür. Belirli bir uygulamada kullanılan bir sinyalin "büyüklüğünü" bilmek çok önemlidir. Kök Ortalama Kare (RMS) değeri, bir döngü sırasında ani değerlerin karelerinin integrali açısından sürekli olarak değişen bir işlev için de tanımlanabilir

Sinyal büyüklüğü alanı (SMA), günlük aktivitelerde enerji harcamalarının hesaplanması için üç eksenli sinyallerinin her birinin büyüklüğü tarafından kapsanan alanın toplamını hesaplayan bir metriktir. SMA, eşitlik (2.9)'daki gibi hesaplanır [39].

$$SMA = \frac{1}{t} \left(\int_0^t |x(t)| dt \right) + \frac{1}{t} \left(\int_0^t |y(t)| dt \right) + \frac{1}{t} \left(\int_0^t |z(t)| dt \right) \quad (2.10)$$

Burada t zamanı temsil ederken, x(t), y(t) ve z(t) sırasıyla x,y,z eksenlerinin t zamandaki değerleri temsil etmektedir.

Sinyalin enerjisi, örnek penceresinin uzunluğu tarafından normalize edilen spektral katsayılarının kare toplamı olarak eşitlik (2.11)'de gösterildiği gibi hesaplanabilir [40]. Enerji, literatürde daha çok tekrarlanan veriler üzerinde etkili olduğu için kullanılmaktadır.

$$Enerji = \int_{-\infty}^{\infty} |x^2| dt \quad (2.11)$$

Entropi metriği, DC bileşenini hariç tutan ayrı katsayı büyüklüklerinin normalize edilmiş bilgi entropisi kullanılarak hesaplanabilir [41]. Entropi, benzer enerji değerlerine sahip ancak farklı etkinlik modellerine karşılık gelen sinyaller arasında ayırım yapmaya yardımcı olur. Entropi hesaplaması eşitlik (2.12)'de gösterilmiştir.

$$Entropi = \sum_{i=1}^n \frac{x}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x^2}} \ln \left(\frac{x}{\sum_{i=1}^n x^2} \right) \quad (2.12)$$

Pek çok istatistiksel analizde temel amaç, bir veri kümesinin yerini ve değişkenliğini karakterize etmektir. Verilerin bir diğer karakterizasyonu çarpıklık (skewness) ve kurtozu (kurtosis) içerir.

Çarpıklık simetriğin bir ölçüsünden çok simetriğin eksikliği olarak tanımlanabilir. Bir dağıtım veya veri kümesi, merkez noktasının solunda ve sağında aynı

görünüyorsa, simetrik olur. Çarpıklık metriğinin hesaplanması eşitlik (2.13)'de gösterilmiştir [42].

$$\text{çarpıklık} = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma(x)} \right)^3 \quad (2.13)$$

Kurtos, verilerin normal dağılıma göre ağır kuyruklu veya açık kuyruklu olup olmadığını bir ölçüsüdür. Yani, yüksek kurtozlu veri setleri ağır kuyruk veya ekstremite eğilimindedir [43]. Düşük kurtozlu veri setleri hafif kuyruklu veya eksersiz olma eğilimindedir. Aşırı durum, tek düzeli bir dağılım olacaktır. Kurtos metriğinin hesaplanması eşitlik (2.14)'de gösterilmiştir.

$$\text{kurtos} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\sigma(x)^4} \quad (2.14)$$

Bir veri setinde aykırı değerler olduğunda değişkenlik, genellikle çeyrekler arası aralık olarak adlandırılan ve birinci ve üçüncü çeyrekler arasındaki fark tanımlanan çeyrekler arası aralık (interquartile range- iqr) istatistiğiyle özetlenir [44]. İqr eşitlik (2.15)'de gösterildiği gibi 3. çeyreğin (Q3 olarak gösterilmiştir) medyanından, 1. çeyreğin (Q1 olarak gösterilmiştir) medyanının çıkarılması ile bulunur.

$$\text{iqr} = \text{medyan}(Q3) - \text{medyan}(Q1) \quad (2.15)$$

Bir veri kümesinin ortalama mutlak sapması (MAD), her bir veri değeri ile ortalama arasındaki ortalama mesafedir. Ortalama mutlak sapma, veri kümesindeki varyasyonu tanımlamanın bir yoludur. Ortalama mutlak sapma, bir veri kümesindeki değerlerin yayılmasının nasıl olduğunu anlaşılmasına yardımcı olur. MAD hesaplaması eşitlik (2.12)'de gösterilmiştir [45].

$$\text{MAD} = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|}{n} \quad (2.16)$$

Güç (P), birim zaman başına tüketilen enerji miktarı olarak tanımlanır. Bu miktar, sinyalin enerjisi sonsuzluğa ulaştığında veya sinyalin "kare-olmayan toplanabilir" olması durumunda faydalı olur. "Kare olmayan toplanabilir" sinyaller için, sinyalin anlık görüntüsünü belirli bir zaman aralığında alarak hesaplanan güç, eşitlik (2.17)'de gösterildiği gibi hesaplanır [46].

$$P = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{2n} \right) \int_{-n}^n |x(t)|^2 dt \quad (2.17)$$

Çapraz korelasyon, iki dalga formu arasındaki benzerliğin bir ölçüsüdür ve bilinen bir örüntü için uzun bir sinyal aramak için yaygın olarak kullanılır. Karşılıklı korelasyon katsayıları, eşitlik (2.18) ile gösterildiği gibi, n numunesinin pencere boyutu üzerinde normalize edilen sinyaller arasında bir nokta çarpım hesaplanarak hesaplanır.

$$\text{çapraz korelasyon}_{x,y} = \max_{d=1}^{n-1} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_{i-d} \right) \quad (2.18)$$

Bu metriğin tipik uygulaması üç eksene karşılık gelen çift eşzamanlı katsayıları (örneğin (x, y), (x, z) ve (y, z)) hesaplar. Daha sonra, [47] da açıklandığı gibi, dinamik aktiviteleri ayırt etmek için en büyük katsayıları gösteren sinyal çiftini seçer.

Büyüklik (Magnitude) metriği, olası düşmelerin saptanması ve ineklerin davranış biçimlerinin izlenmesi ve sınıflandırılması için [3] tarafından arka ayaklara takılmış bir ivmeölçer kullanılarak elde edilen veri kümesi üzerinde kullanılmıştır. Ayrıca, Robert vd tarafından düşme de dahil olmak üzere dinamik günlük aktivitelerin sınıflandırılmasını kolaylaştırmak için kullanılmıştır [48].

Büyüklüğü alınacak sinyal parçası gerçek sayılardan oluşuyorsa ilgili sinyal parçasının, mutlak değeri alınarak magnitude bulunurken, kompleks sayılardan oluşuyorsa a+bi için eşitlik (2.19)'daki gibi tanımlanır [16].

$$\text{magnitude} = \sqrt{a^2 + b^2} \quad (2.19)$$

DC bileşeni, bir sinyalin spektral gösterimindeki ilk katsayıdır ve değeri genellikle kalan spektral katsayılardan çok daha fazladır [49]. Yukarıda tarif edilen ortalama, korelasyon, enerji ve entropi öznitelikleri ile birlikte birçok aktivite tanıma yaklaşımında sinyal karakteristiği olarak kullanılır [50, 51].

2.2 Ön İşlem

Sinyaldeki gürültülerden kaynaklanabilecek hatalardan kaçınmak ve filtrelili ile filtresiz verilerin sınıflandırılması arasındaki farklılıkları gözlemlemek amacıyla bir

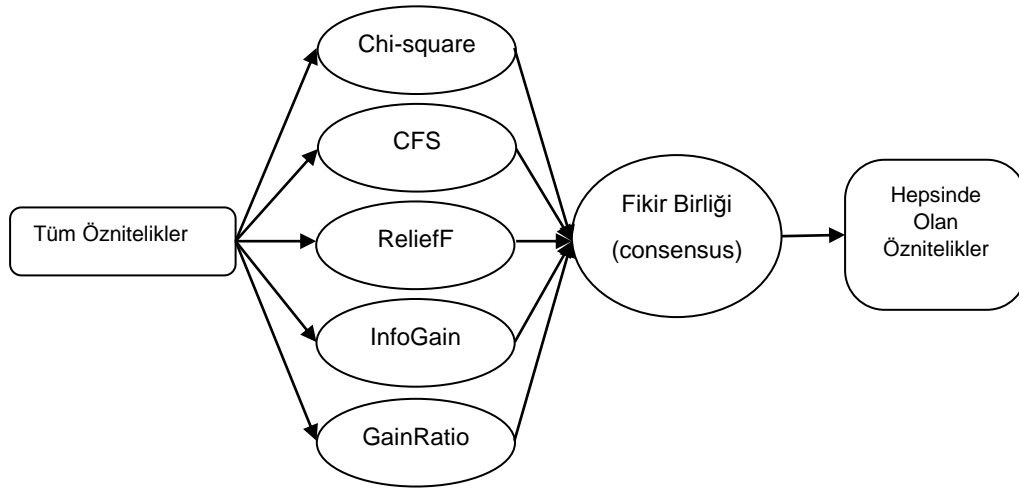
dijital filtreleme uygulaması denenmiştir. Verinin özelliklerine uygun olacak şekilde kesme frekansı 1Hz olarak belirlenmiştir. Aynı ayrı olarak alçak geçiren (Low-Pass) ve yüksek geçiren (High-Pass) filtreler uygulanmış ve zaman, frekans ve dalgacık uzaylarındaki öznitelikler tekrar hesaplanmıştır. Örnekleme hızı (sampling rate-f) $f=52$ ve $f=208$ değerleri olacak şekilde filtre uygulandıktan sonra çıkarılan öznitelikler ile filtre uygulanmadan çıkarılan özniteliklerin sınıflandırma algoritmalarıyla ulaştıkları performans başarımları karşılaştırılmıştır.

Alçak geçiren filtre, belirli bir kesme frekansından daha düşük frekanslı sinyalleri ileten ve kesme (cut-off) frekansından daha yüksek frekanslı sinyalleri zayıflatan bir filtredir. Filtrenin tam frekans cevabı, filtre tasarımına bağlıdır. Yüksek geçiren filtre ise, belirli bir kesme frekansından daha yüksek bir frekansta sinyal ileten ve kesme (cut-off) frekansından daha düşük frekanslı sinyalleri zayıflatan bir elektronik filtredir. Her frekans için zayıflama miktarı, filtre tasarımına bağlıdır.

2.3 Öznitelik Seçimi

Sınıflandırma algoritmalarının başarısını birçok faktör etkilemektedir. Bu faktörlerden biri de özniteliklerin nitelik ve nicelik olarak doğru seçilmesidir. Teorik olarak, daha fazla özniteliğe sahip olmak, daha yüksek bir performansa ulaşılmasını sağlamalıdır. Bununla birlikte, pratikte, bu durumun her zaman geçerli olmadığı literatürdeki bazı çalışmalar tarafından gözlemlenmiştir. Kullanılan özniteliklerin sayısından çok, ilgili sınıflandırma algoritması için en değerli (ayırt edici) özniteliklerin kullanılması sınıflandırma performansını kayda değer şekilde etkilemektedir. Attal ve arkadaşlarına göre [52], öznitelik seçimi, maliyeti düşürmek ve sınıflandırma performansını artırmak için sınıflandırma sürecinde en etkili yollardan biridir. Öznitelik seçimi, verilen bütün örnekler arasından en etkili öznitelikleri bulmak için kullanılır. Böylece toplam özniteliklerin sayısı azalır ve daha bilgilendirici bir alt kümesi oluşturulur. Doğru ve güvenilir sınıflandırma sonuçları elde etmek için bazı uygulamalarda önemli bir ihtiyaç olduğu kanıtlanmıştır. Literatürde öznitelik seçimi için kullanılan çeşitli yöntemler dikkate alındığında, tek bir yöntem yerine güvenilirliği kanıtlanmış birden fazla yöntem kullanılmış ve bu yöntemlerin belirlediği öznitelikler arasından hepsinde ortak olan özelliklerin seçilmesi anlamına gelen uzlaşma temeline dayalı yaklaşım uygulanmıştır. Bu bağlamda, Ki-kare (Chi-square) seçimi [53], korelasyon tabanlı

özellik seçimi (CFS) [54], Rölyef (ReliefF) seçimi [55], Bilgi-kazanç bazlı seçim (Infogain) [56] ve Kazanç oranı tabanlı seçim (Gain Ratio) [57] olmak üzere beş seçim modeli zaman, frekans ve dalgacık uzayları üzerinden çıkarılan tüm 109 öznelik ile beslenilerek bu modellerin bahsi geçen 109 öznelik her model için ilgili modelin çalışma prensibine göre, ya sıralandı ya da önemli öznelikleri belirlendi. Her bir modelin farklı öznelikleri belirlemesi nedeniyle, Şekil 2.2'de de görüleceği üzere beş model arasında bir fikir birliği (consensus) oluşturulmuştur ve böylece bu beş modelin hepsinde olan öznelıklar belirlenmiş olur. Böylelikle, her modelden çıkan öznelıklar arasından ortak olanlarının seçilmesi ile beraber ulaşılan sonucun daha güvenilir olması sağlanmıştır. Yapılan bu fikir birliği (consensus) işleminden sonra çizelge 2.1'de de görüleceği üzere kullanılan bütün öznelik seçim algoritmalarının ürettiği çıktılarda var olan toplam 15 öznelik seçilmiştir.



Şekil 2.2. Öznelik seçim stratejisi

Çizelge 2.1. Seçilen öznitelikler

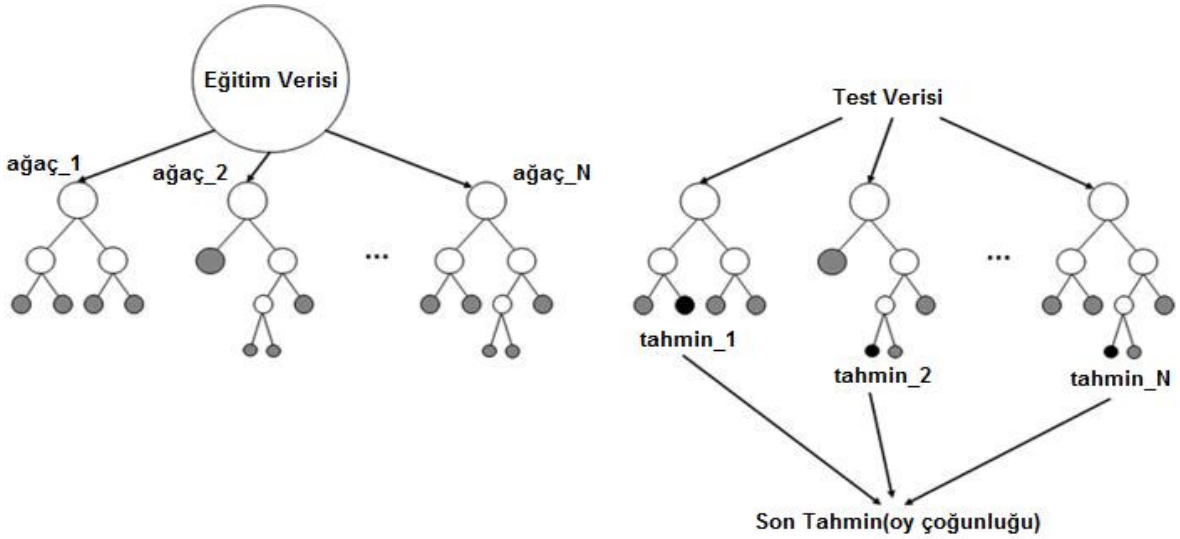
İsim	Eksen	Uzay
Maksimum Değer	x	Zaman
Minimum Değer	x	Zaman
Entropi	x	Zaman
iqr	x	Zaman
Maksimum Değer	y	Zaman
Minimum Değer İndeksi	y	Zaman
MAD	y	Zaman
Medyan	y	Zaman
Çarpıklık	y	Zaman
Standart sapma	y	Zaman
RMS	y	Zaman
Çarpıklık	z	Zaman
FFT Katsayılarının Normalize Değeri	x	Frekans
FFT Katsayılarının Normalize Değeri	y	Frekans
FFT Katsayılarının Normalize Değeri	z	Frekans

2.4 Sınıflandırma

Bu çalışma için kullanılan makina öğrenme algoritmalarının görevi, farklı hareketlerden gelen sinyal örüntülerini tanımlayıp, aktivite ve kişi bakımından sınıflandırmaktır. Bu tez çalışmasında, ivmeölçer, manyetometre ve jiroskop veri örneklerinden çıkarılan nümerik özellikler bir makina öğrenme algoritmasına girdi olarak verilir. Bu amaçla 'Random Forest (RF)', 'K-Nearest-Neighbor (k-NN)', 'Support Vector Machine (SVM)', 'J48', 'Decision Stump' ve 'AdaBoost' algoritmaları uygulanmıştır.

Torbalama (Bagging) algoritmasına rastgelelik özelliği eklenmesi ile oluşturulan Rastgele Orman (Random Forest) algoritması, sınıflandırma işlemi sırasında

birden fazla karar ağacı kullanılarak sınıflandırma değerinin bulunmasını hedefler. Veriyi eğitmek amacıyla birkaç karar ağacı oluşturur daha sonra kayıtlara uygun sınıfı belirler [23]. Her karar ağacı veriden rastgele seçilen kayıtlardan oluşur [58]. Rastgele seçim özellikler arasındaki benzerlikleri azaltır böylece tahmin etme işlemi desteklenmiş olur ve etkili sonuçlara ulaşılmasına imkan sağlanır. Eğer orijinal özellik vektörü m adet özellikten oluşuyorsa, $n < m$ olmak koşulu ile her ağaç tüm özellikler içerisinde rastgele seçilen n adet elemandan oluşur. Ayrıca ağaç n kapasitesine ulaşıncaya kadar büyür. Sonunda her ağaç bir oylama sonucu sınıflandırılır. En çok oyu alan ağaç "forest" olur ve sınıflandırılır. Oylar genellikle evet veya hayır olarak belirlenmiştir ve her kaydın sınıfı evet oylarının sayısına göre belirlenir [59].



Şekil 2.3 Random Forest sınıflandırma algoritması [60].

K en yakın komşu, örüntü tanımada (pattern recognition) sınıflandırma ve regresyon için kullanılan parametrik olmayan bir yöntemdir. Algoritmanın girdisi öznitelik uzayında sınıfı bilinmeyen bir nokta (örnek), çıktısı ise en yakın k adet örneğin baskın sınıf üyeliğidir. Bir nesne, komşularının çoğunluk oyuyla sınıflandırılır; nesne, en yakın komşuları arasında en yaygın olan sınıfa verilir (k , pozitif bir tam sayı, tipik olarak küçüktür). Eğer $k = 1$ ise, nesne basitçe o en yakın komşunun sınıfına atanır. K-NN, örüntü tabanlı öğrenme veya tembel öğrenme türü arasında gösterilir. K-NN algoritması, tüm makine öğrenme algoritmalarının en basitleri arasındadır [61].

K-NN algoritmasında temel olarak aşağıdaki adımlar gerçekleştirilir:

1. K değerinin belirlenmesi.
2. Tüm öğrenme örnekleri ile olan uzaklığının hesaplanması.
3. Minimum uzaklığa göre sıralama işleminin yapılması.
4. Ait oldukları sınıf değerlerinin bulunması.
5. Değeri baskın olan sınıfın seçilmesi.

Verilen iki veri sınıfı arasında ayırım yapmayı öğrenen SVM algoritması bu çalışmada kullanılan metotlardan birisidir. SVM, veriyi bir çekirdek fonksiyonu kullanarak daha yüksek boyutlu bir uzaya taşır. Daha sonra eğitim verisi üzerinde optimizasyon problemini çözerek maksimum marjlinli hiper düzlemi oluşturur [62].

SVM öğrenme algoritması, gerçel-değerli öznitelik vektörleri üzerinde çalıştırılabilirdiği gibi dizilim (string) verisi üzerinde de çalıştırılabilmektedir. Bu tip veri için geleneksel çekirdek (kernel) yöntemlerinin (lineer, polinom, Gauss) doğrudan kullanılması mümkün olmamaktadır. Biyolojik dizilimler veya metin verileri için geliştirilmiş dizilim tabanlı çekirdek fonksiyonları kullanılarak, dizilime çevrilmiş herhangi verinin sınıflandırılması mümkün hale gelmektedir [63,64]. Dizilim tabanlı çekirdek fonksiyonlarına örnek olarak yerel hizalama çekirdek fonksiyonu verilebilir. Yerel hizalama çekirdek fonksiyonu, eşitlik (3.1)'de ki gibi tanımlanabilir.

$$K(S_1, S_2) = \sum_{\pi \in \Pi(S_1, S_2)} \exp(\beta \sigma(S_1, S_2, \pi)) \quad (3.1)$$

Burada, S_1, S_2 iki dizilim olmak üzere, $\Pi(S_1, S_2)$ olası tüm yerel hizalamalar kümesini, $\sigma(S_1, S_2, \pi)$ bir hizalamanın eşleşme skorunu, β ise çekirdek parametresini ifade etmektedir. Böylelikle iki dizilim arasında yapılan hizalamanın eşleşme skoruna göre bir sonuç hesaplanır.

J48 karar ağaçlarının özel bir türüdür. C4.5 olarak da bilinen bu algoritma bilgi entropisi kavramını kullanarak bir dizi eğitim verilerinden karar ağaçları oluşturur [65]. Buna ek olarak, bir ağaç oluştururken, J48 eksik değerleri yok sayar; diğer bir deyişle, ilgili örneğin sınıf bilgisi, diğer kayıtlar için öznitelik değerleri hakkında

bilinenlere dayanılarak tahmin edilebilir. Temel fikir, verileri eğitim kümesinde bulunan örneğin öznitelik değerlerine dayalı olarak belirli bir aralığa bölmektir. Ayrım kriteri, normalleştirilmiş bilgi kazancıdır. En yüksek normalleştirilmiş bilgi kazanımı olan nitelik karar vermesi için kök düğüm olarak seçilir. Daha sonra C4.5 algoritması daha küçük alt listelerde tekrar eder [66].

Yükseltme algoritması (AdaBoost) algoritması, en popüler makine eğitimi algoritmalarından biridir. Kuramsal temeli sağlamdır ve uygulaması basittir [67]. Aktivite ve kişi tanıma gibi birçok örüntü tanıma (pattern recognition) problemine uygulanmıştır. Yükseltme algoritması genel olarak sınıflandırmada kullanılan algoritmaların, daha iyi bir doğruluk oranı elde etmek için performanslarını arttırmayı amaçlamıştır. Bu bağlamda sınıflandırma algoritmalarının, yanlış sınıflandırdığı öznitelikleri düzeltmeye çalışır.

Karar kütüğü (Decision Stump), bir seviye karar ağacından oluşan bir makine öğrenme modelidir. Diğer bir deyişle, terminal düğümlere (yapraklara) doğrudan bağlanan bir iç düğüm (kök) olan bir karar ağacıdır. Genellikle yükseltme algoritması ile birlikte kullanılır. Gerileme (ortalama kare hata temelli) veya sınıflandırma (entropiye dayalı olarak) yapar. Kayıp, ayrı bir değer olarak değerlendirilir. Bir karar kütüğü, tek bir girdi özelliğinin değerine dayanan bir tahmin yapar. Bazen bir kural olarak da adlandırılır [68]. Rastgele Ağaç algoritması, Rastgele Orman algoritmasının tekil halidir [23].

3. VERİ KÜMELERİ

Bu tez kapsamında bahsi geçen yöntemlerin uygulanabilmesi için hazır veri kümesi kullanımı ve bu tez için oluşturulan veri kümesi olmak üzere iki ayrı veri kümesi kullanılmıştır.

3.1 Açık Veri Kümeleri

Yapılan çalışmalar kapsamında şu ana kadar geliştirilen algortimaları test etmek üzere genel kullanıma açık bir veri kümesinden yararlanılmıştır [69]. Ayrıca Şekil 3.1'de de görüleceği üzere, göğüs bölgesine bağlanan bir ivmeölçer yardımıyla veriler, 15 katılımcının 7 fiziksel aktivite gerçekleştirilmesiyle toplanmıştır.

Katılımcılar 27 ile 35 yaş aralığındadır. Etiketleme faaliyetleri için, kişilerin gerçekleştirdikleri etkinliklerin sırasını açıklaması ve sistemi yeniden başlatması istenilmiş, böylece sınıf efekti (border effect) olarak bilinen her bir aktivitenin diğer aktivitelerle karışması olasılığı ortadan kaldırılmıştır. Bu veri kümesi hangi aksiyonun gerçekleştirildiği veya kim tarafından gerçekleştirildiğini saptamak amacıyla kullanılmıştır. Her katılımcının sinyal verileri ayrı ayrı dosyalara kaydedilmiştir; her dosya indeks numarası, x, y ve z ivme verileri ile sınıf bilgisini içermektedir. Sınıf bilgisi sayısal olarak tutulmaktadır. Buna göre aktiviteler:

1. Bilgisayarda çalışma
2. Ayağa kalkma, yürüme, merdiven inip çıkma
3. Ayakta bekleme
4. Yürüme
5. Merdiven inip çıkma
6. Yürüme ve biriyle konuşma
7. Ayakta beklerken konuşma

olarak belirlenmiştir.



Şekil 3.1 Hazır veri kümesini toplamak için kullanılan sensör ve aparatları

Katılımcılara takılan ivmeölçerin örnek toplama frekansı 52 Hz'dir. Toplanan veriler kalibre edilmemiş halde saklanmıştır. Verilerin toplandığı orijinal çalışma [69] temel olarak kullanıcı tanımayı hedeflemiştir. Bunu yaparken kullanıcıların hareket örüntülerine odaklanılmıştır.

Bu çalışma kapsamında ise, ilgili veri kümesi aktivite tanımlama amacı ile kullanılmıştır. Hazır veri kümesi <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html> adresinden indirilebilir. Bölüm 2'de bahsi geçen yöntemler, orijinal veri kümesi üzerinde standart sapması bir ortalaması sıfır olacak şekilde bir Gaussian normalizasyonu işlemine tabi tutulduktan sonra uygulanmıştır. Bir örneklem 208 uzunluklu zaman serisi verisini kapsamaktadır. Bu yapı çerçeve (window) olarak adlandırılmaktadır. Bu çerçeveler birbirleri ile ardışık olarak %50'lik bir oranla kesişir (örtüşür). Bazı durumlarda bu %50'lik kesişim kullanılmamış ve kesişim durumunun etkisine bakılmıştır. Özellikle belirtilmediği sürece tüm işlemlerde kullanılan çerçevelerde %50 kesişim durumu vardır. Oluşturulan bu çerçevelerin her biri sanki bir örnekmiş gibi ele alınır ve bu çerçeveler kullanılarak öznitelikler oluşturulur. Öznitelik oluşturma işlemi ve özniteliklerin sayısı kullanılan yöntemle bağlı olarak farklılık göstermektedir. Yapılan bu işlemle beraber orijinal veride bulunan örnek sayısı 104'te 1 oranında azalmış olur, ilgili veri kümesi için bu rakam 1.902.056'dan 18.289'a düşmüştür.

3.2 Veri Toplama

3.2.1 El aktivitesi verileri

Sağlıklı bireylerden aktif olarak kullandıkları ellerinin bilek kısmına bir Shimmer sensör takılarak, çeşitli hareketler yaparlarken oluşturdukları sinyaller toplanmıştır. Yapılan bu çalışmanın ana amacı, içinde ivmeölçerin yanı sıra jiroskop ve

manyetometre olan herhangi bir cihaz ile o anda ortaya çıkan sinyallere bakılarak yapılan aktivitenin belirlenmesi ve aktiviteye bakılmaksızın ilgili cihazın takılı olduğu kişinin tespit edilmesidir. Bu sinyallerin toplanması aşamasında Shimmer cihazlarındaki ivmeölçerler, jiroskop ve manyetometre sensörlerine, tam uyum sağlaması, oluşan sinyallerin gerçek zamanlı olarak gözlemlenebilmesi ve bluetooth desteği olduğu için Shimmer Capture isimli yazılım kullanılmıştır. Shimmer cihazlar düşük gürültülü (low noise-LN) ve geniş aralıklı (wide range-WR) olmak üzere 2 adet ivmeölçer, 1 adet jiroskop ve 1 adet magnetometre içermektedir. İlgili veri toplama aşamasında 30 gönüllü katılımcıdan yararlanılmıştır. Bir katılımcı için bir ölçüm oturumu yaklaşık 20 dakika sürmektedir. Etiketleme faaliyetleri için, kişilerin gerçekleştirdikleri her bir etkinlik için sistem yeniden başlatılmış, böylece sınıf efekti (border effect) olarak bilinen her bir aktivitenin diğer aktivitelerle karışması olasılığı ortadan kaldırılmıştır. Buna ek olarak katılımcıların her birine ayrı bir numara verilerek sonrasında yapılacak katılımcıların tespiti işlemine zemin hazırlanmıştır. Veri toplama işlemi sırasında bahsi geçen sensörler, 52Hz'de çalıştırılmıştır.

Katılımcıların toplam 10 farklı aktivite yapmaları sağlanmıştır:

1. **Doğrama** Bu aktivite hamurdan yapılmış iki ince çubuğu küçük bir bıçakla doğramayı içermektedir (bakınız şekil 3.2). Aktivite süresi bahsi geçen bu iki hamur çubuğunun, doğranma işlemi bitene kadar yaklaşık olarak 60 saniye sürmektedir. İlgili aktiviteye ait toplam 72.333 örnek bulunmaktadır.
2. **Masa Silme** Bu aktivite, küçük bir bez kullanarak boyutları 150cm x 110cm olan bir masanın temizlenmesini içermektedir (bakınız şekil 3.3). Katılımcının sol üst köşeden başlayarak masayı silmeye başlaması ve elinin masa ile temasını kaybetmeksizin tüm alanı iki kez silmesi istenmiştir. İlgili aktivite, kişinin hızına bağlı olarak ortalama 30 saniye sürmektedir. İlgili aktiviteye ait toplam 45.117 örnek bulunmaktadır.
3. **Cam Silme** Bu etkinlik, küçük bir bez kullanarak boyutları 140 cm x 55 cm olan bir pencerenin iç kısmının temizlenmesini içermektedir (bakınız şekil 3.4). Katılımcının sol üst köşeden başlayarak pencereyi silmeye başlaması ve elinin cam ile temasını kaybetmeksizin tüm alanı iki kez silmesi

istenmiştir. İlgili aktivite, kişinin hızına bağlı olarak ortalama 30 saniye sürmektedir. İlgili aktiviteye ait toplam 43.767 örnek bulunmaktadır.

4. **Su İçme** Bu aktivite, 33cc kapasiteli porselen bir kaptan su içilmesini içermektedir (bakınız şekil 3.5). Katılımcılardan elinde tuttuğu porselen kabı her seferinde masadan tekrar almak koşulu ile bir yudum içmeleri istenmiştir. İlgili aktivite poselen kaptaki su bitene kadar devam etmektedir ve aktiviteye ait toplam 112.212 örnek bulunmaktadır.
5. **Kaseden İçme** Bu etkinlik bir porselen kaseden bir kaşık kullanarak çorba içmeyi içermektedir (bakınız şekil 3.6). Kasedeki sıvı içerik hareket sinyalini etkilemediğinden aktiviteyi uygulamak için kase içine gerçek çorba yerine su konulmuştur. İlgili aktivite kullanıcının hızına göre değişmekle beraber ortalama 50 saniye sürmektedir. İlgili aktiviteye ait toplam 81.540 örnek bulunmaktadır.
6. **Yoğurma** Bu etkinlik yaklaşık 30 gram bir parça hamurun yoğrulması işlemini içermektedir (bakınız şekil 3.7). Katılımcılardan hamurla belirli bir hareket yapmasını istemek yerine, hamurla en az 60 saniye serbestçe oynaması istenmiştir. İlgili aktiviteye ait toplam 96.174 örnek bulunmaktadır.
7. **Tablet** Bu etkinlik, bir tablet bilgisayarındaki bir uygulamayı kullanarak bir oyunun oynanmasını gerektirir (bakınız şekil 3.8). İlgili oyun, ekranda yukarı doğru ilerleyen balonları patlatmak olarak özetlenebilir. Katılımcıdan en iyi şekilde oyunun ilk seviyesini bitirmesi istenir. İlk seviye 60 saniye sürdüğünden, ilgili aktivite tam olarak 60 saniyedir. İlgili aktiviteye ait toplam 97.794 örnek bulunmaktadır.
8. **Klasör taşıma** Bu etkinlik, ekranın solunda bulunan bir klasördeki 20 dosyayı ekranın sağında bulunan başka bir klasöre taşımayı içerir (bakınız şekil 3.9). Katılımcılar ilgili aktiviteyi bir fare aracılığıyla sürükleyip bırakarak yapmışlardır. Dosyalar kaynak klasörde 2x10 olacak şekilde dikdörtgen bir formatta bulunur ve dosyaların hedef klasöre aynı düzen olarak yerleştirilmesi beklenmiştir. İlgili aktivite kullanıcının hızına göre değişmekle beraber ortalama 60 saniye sürmektedir. İlgili aktiviteye ait toplam 106.299 örnek bulunmaktadır.
9. **El yazısı** Bu etkinlik 112 karaktere sahip belirli bir kitap metnini standart kalem kullanarak bir A4 kağıda yazmayı içerir (bakınız şekil 3.10). İlgili

aktivite kullanıcının hızıyla bağlantılı olarak 100 ile 120 saniye arası sürmektedir. İlgili aktiviteye ait toplam 169.152 örnek bulunmaktadır.

10. **Klavye yazısı** Bu etkinlik 112 karaktere sahip belirli bir kitap metnini bir Q klavye kullanarak metin belgesine yazmayı içermektedir (bakınız şekil 3.11). İlgili aktivite kullanıcının hızıyla bağlantılı olarak 80 ile 100 saniye arası sürmektedir. İlgili aktiviteye ait toplam 168.588 örnek bulunmaktadır.



Şekil 3.2 Doğrama aktivitesi



Şekil 3.3 Masa silme aktivitesi



Şekil 3.4 Cam silme aktivitesi



Şekil 3.5 Su içme aktivitesi



Şekil 3.6 Kaseden içme aktivitesi



Şekil 3.7 Yoğurma aktivitesi



Şekil 3.8 Tablet aktivitesi



Şekil 3.9 Klasör taşıma aktivitesi



Şekil 3.10 El yazısı aktivitesi



Şekil 3.11 Klavye yazısı aktivitesi

Katılımcılar 18 ile 40 yaş arasında olmakla beraber; cinsiyet ve yaş dağılımları dengelidir. Ayrıca katılımcıların demografik bilgileri (yaş, cinsiyet vb.) veri tabanında tutulmaktadır. Bu veriler aktivite tespiti yanında biyometrik tanıma veya yaş, cinsiyet analizi gibi farklı alanlardaki çalışmalar için de kullanılabilir.

3.2.2 Ölçümlerde kullanılan donanımlar ve yazılımlar

Ölçümlerde Shimmer marka giyilebilir kablosuz sensörler kullanılmıştır (Şekil 3.12). Sensörlerle; x, y ve z eksenleri için düşük gürültülü ve geniş aralıklı ivmeölçer, jiroskop ve manyetometre kullanılarak ölçümler yapılmıştır.

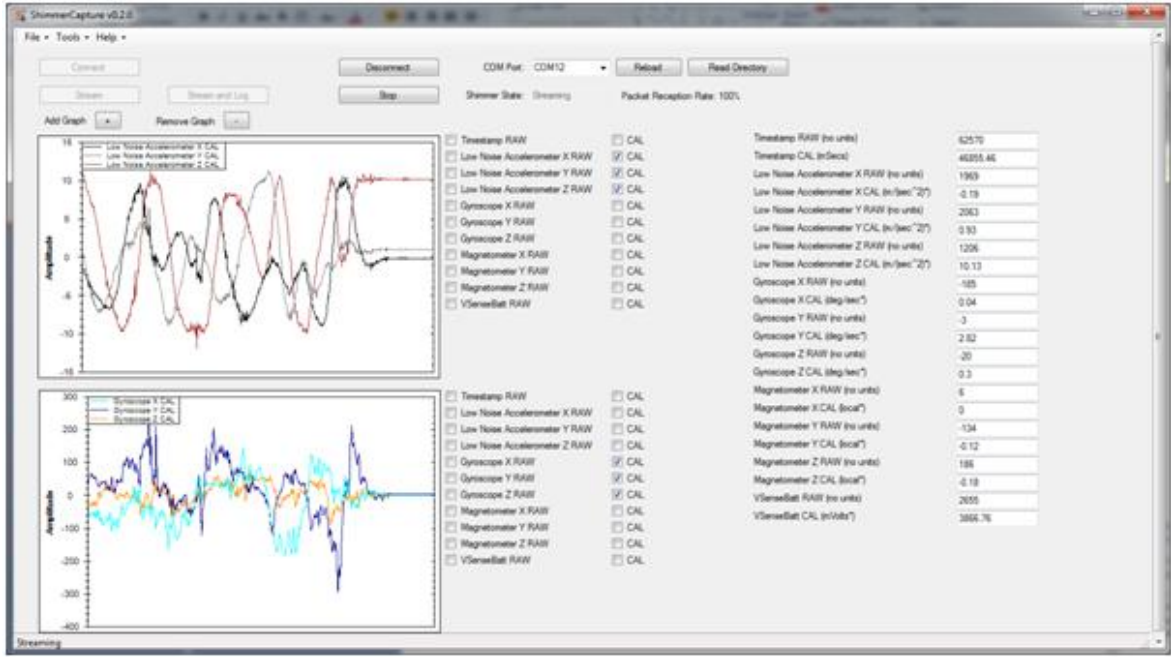


Şekil 3.12 Shimmer sensör

ShimmerCapture uygulaması, kullanıcıların Shimmer cihazlarından alınan verileri görüntülemesine ve kaydetmesine olanak tanır. Uygulama, Shimmer3'te çeşitli parametrelerin yapılandırılmasına izin verir.

ShimmerCapture (şekil 3.13) ayrıca, 'bluetooth' üzerinden eşzamanlı olarak veri akışına izin vermek ve verilerin yerleşik 'microSD' karta kaydını sağlamak için Shimmer3 LogAndStream ürün yazılımı ile birlikte çalışır.

Sensörlerde bulunan 'bluetooth' ve 'microSD' kart sayesinde veriler depolanabilmekte ve bilgisayara rahatlıkla aktarılabilir. Ayrıca, ölçümler sonucunda elde edilen veri, kullanıcının tercih ettiği formatta bir çıktı dosyasına yazdırılabilmektedir. Verilerin sensörlerden alınması ve sensörlerin programlanması (verilerin yerel mikro SD kartta mı depolanacağını ya da canlı olarak mı aktarılacağını belirlemek) için "Shimmer Dock" isimli, sensörler ile yazılım arasında bağlantıyı sağlayan donanım kullanılmaktadır (Şekil 3.14).



Şekil 3.13 Shimmer Capture sensör yönetimi yazılımı grafik kullanıcı ara yüzü



Şekil 3.14 Shimmer Dock

4. SONUÇLAR

Bu bölümde bahsi geçen veri kümeleri üzerinde Bölüm 2’de anlatılan yöntemler uygulanarak elde edilen sınıflandırma performans sonuçlarına yer verilmiştir.

4.1 Değerlendime Yöntemleri

Birleştirilen sinyal verilerine 10 kat çaprazlama (10 fold cross validation) işlemi uygulanmıştır. Bahsi geçen bu 10 kat çaprazlama yöntemi tüm veriyi gelişi güzel olarak on eşit parçaya bölerek; sırasıyla her parçayı, sınıflandırma algoritmasına test verisi olarak verirken kalan dokuz parçayı sınıflandırma algoritmasına eğitim verisi olarak verir.

Sınıflandırma algoritmalarının performansı veriyi doğru sınıflandırma oranına (DO-accuracy) göre ölçülmüştür. Buna göre doğruluk oranı eşitlik (4.1)’de gösterildiği gibi ölçülmektedir.

$$DO = \frac{DN+DP}{DN+DP+YN+YP} * 100 \quad (4.1)$$

Eşitlik (4.1)’de DO, DN, DP, YN, YP ifadeleri sırasıyla doğruluk oranına, doğru sınıflandırılan negatif değerlere, doğru sınıflandırılan pozitif değerlere, yanlış sınıflandırılan negatif değerlere ve yanlış sınıflandırılan pozitif değerlere karşılık gelmektedir.

4.2 Açık Veri Kümesi Kullanılarak Elde Edilen Sonuçlar

Öznitelik tabanlı yaklaşımlarda kullanılan üç farklı öznitelik uzayı ve bu uzaylardan çıkarılan özniteliklerin kombinasyonları kullanılarak RF, k-NN (k=5), SVM (Kernel=RBF), SVM (Kernel = lineer) sınıflandırma algoritmaları ile performans açısından ulaşılan doğruluk (accuracy) sonuçları Çizelge 4.1’de verilmiştir. Buna göre en iyi doğruluk, zaman uzayında RF sınıflandırma algoritması kullanılarak %87.2 olarak elde edilmiştir. En düşük sonuçların ise dalgacık uzayında alındığı görülmektedir. Kombinasyonların ise sonuçları iyileştirmediği ortaya çıkmıştır. Bu da gösteriyor ki, ilgili veri kümesi için en etkili öznitelik uzayı zaman öznitelik uzayıdır. Bu durum, kullanılan pencere boyutu içerisinde tekrarlı veri olmaması nedeniyle ve aktiviteden bağımsız hareketlerin, sınıflandırma açısından ayırt edici

olmamasından dolayı dalgacık öznitelik uzayının ve görece frekans öznitelik uzayının neden performans açısından geride kaldığını açıklamaktadır.

Çizelge 4.1 Farklı uzaylardan elde edilen özniteliklerin sınıflandırıcılara göre doğruluk oranları

Genel Doğruluk (%)	Öznitelikler						
	Zaman	Frekans	Dalgacık	Zaman + Dalgacık	Zaman + Frekans	Frekans + Dalgacık	Zaman + Frekans + Dalgacık
RF	87.2	84.0	52.1	86.1	85.3	82.0	85.3
k-NN (k=5)	62.2	80.3	45.1	61.0	62.1	77.2	62.0
SVM (RBF)	32.0	32.0	47.4	33.2	31.3	32.2	31.1
SVM (Linear)	65.1	60.3	45.2	65.4	64.0	60.2	64.1

Mevcut uzay özniteliklerine aşağı geçirgen (low-pass), yukarı geçirgen (high-pass) filtreleri uygulanarak elde edilen sonuçlar Çizelge 4.2’de gösterilmiştir. Mevcut veriye $f=208$ ve $f=52$ olmak üzere iki ayrı kesme frekans (cut-off) değeri ile hem aşağı geçirgen hem yukarı geçirgen filtre uygulanmıştır. Burada sınıflandırma algoritması olarak RF kullanılmıştır. Bu aşamada RF kullanılmasının sebebi, işlem görmemiş veri kümesinde elde edilen en başarılı sonucun RF kullanılarak ulaşılmış olduğundan dolayıdır. Zaman Öznitelik Uzayında high-pass ($f=208$) ve zaman ve frekans uzaylarının kombinasyonunda high-pass ($f=208$) filtreler uygulandıktan sonra alınan sonuçlar %86.1 ile en yüksek sonuçları vermektedir. Buna rağmen Çizelge 4.1’de elde edilen maksimum (%87.2) doğru sınıflandırma performansı geçilememiştir. Bu durum, kullanılan filtrelerin veri kümesi üzerinde performans artışına etki etmediğini göstermektedir. Filtrelerin performans artışına etki etmemesinin nedeni ise, sinyalde herhangi bir gürültü bulunmaması ve filtre sonrası oluşan yeni sinyalde veri kaybının yaşanması olarak açıklanabilir.

Çizelge 4.2. Filtreleme sonrası RF doğruluk oranları

Genel Doğruluk (%)	Öznitelikler						
	Zaman	Frekans	Dalgacık	Zaman + Dalgacık	Zaman + Frekans	Frekans + Dalgacık	Zaman + Frekans + Dalgacık
Filtresiz	87.2	84.0	52.1	86.1	85.3	82.0	85.3
High-Pass (f=208)	86.1	83.1	51.2	84.0	86.2	79.1	84.0
Low-Pass (f=208)	82.4	80.2	57.4	81.2	82.0	79.4	81.3
High-Pass (f=52)	74.0	75.1	52.0	73.0	74.2	62.0	73.1
Low-Pass (f=52)	84.3	81.3	54.0	84.1	81.4	78.2	82.3

Bahsi geçen zaman öznitelik uzayı, frekans öznitelik uzayı ve dalgacık öznitelik uzayı'da toplam 109 öznitelik bulunmaktadır. Bölüm 2.3'te anlatıldığı üzere ilgili 109 öznitelik 15 özniteliğe indirilmiştir. Bu iki öznitelik grubunun RF, k-NN ve RBF çekirdeğe sahip SVM sınıflandırma algoritmaları açısından karşılaştırılması Çizelge 4.3'te verilmiştir. RF sınıflandırma algoritması ile en yüksek doğruluk sonucuna seçilmiş öznitelik grubu ile ulaşılmıştır. Bu değer %88.4 olarak hesaplanmıştır. Göze çarpan bir diğer unsur ise tüm sınıflandırma yöntemlerinde seçilmiş özniteliklerin doğru sınıflandırma sonuçlarındaki artıştır. Bu durum, öznitelik sayısından çok, sınıflandırma algoritmaları için daha ayırt edici özniteliklerin kullanımının önemli olduğunu kanıtlamaktadır.

Çizelge 4.3 Tüm özniteliklerin ve seçilmiş özniteliklerin karşılaştırılması

Genel Doğruluk (%)	Tüm Öznitelikler	Seçilmiş Öznitelikler
RF	85.3	88.4
k-NN	62.0	80.0
SVM (RBF)	31.1	67.2

Çizelge 4.3'te de görüleceği üzere en yüksek doğru sınıflandırma oranları seçilmiş özniteliklere aittir. Ulaşılan bu değerlerin, kesişim olmayan çerçeveler kullanılarak

ulařılan deęerler RF, k-NN ve RBF çekirdeęe sahip SVM sınıflandırma algoritmaları aısından karřılařtırılması izelge 4.4'de gsterilmiřtir. Bu sayede, seilmiř znitelik veri kmesi iin, keřiřimli ve keřiřimsiz ereveler yntemlerinin doęru sınıflandırma performansına katkıları karřılařtırılabilmekle beraber keřiřimli ereveler ynteminin dięer ynteme kıyasla, kullanılan sınıflandırma algoritmasına gre %7 ila %13 arasında performans artıřına yol atıęı gzlemlenmiřtir. Bu baęlamda, seilmiř znitelikler veri kmesi kullanıldıęında, keřiřimli ereveler ynteminin bahsi geen dięer ynteme gre daha etkili olduęu sonucuna varılmıřtır. Sınıflandırma performanslarındaki bu farkın, zamansal olarak ardıřık veriler üzerinde keřiřimsiz olarak gezdiren ereveler, sinyalde bulunan sınıflandırma aısından deęerli bazı aralıkları atladıęı iin ve keřiřimli ereveler yntemine gre daha az iřlenmiř rnek ıkarttıęı iin meydana geldięi sylenebilir.

izelge 4.4. Seilmiř zniteliklerin keřiřimli ve keřiřimsiz ereve yntemlerinin karřılařtırılması

Genel Doęruluk (%)	Seilmiř znitelikler	
	Keřiřimli ereveler Yntemi	Keřiřimsiz ereveler Yntemi
RF	88.4	81.2
k-NN(k=5)	80.0	77.3
SVM(RBF)	67.2	54.1

Tm znitelikler kullanılarak elde edilen en bařarılı sonular izelge 4.1'de belirtilmiřtir. Ulařılan bu deęerlerin, keřiřim olmayan ereveler kullanılarak ulařılan deęerler RF, k-NN (k=5 - denenen bir ok k deęeri arasından en iyi sonucu verdięinden k deęeri 5 olarak seilmiřtir) ve RBF çekirdeęe sahip SVM sınıflandırma algoritmaları aısından karřılařtırılması izelge 4.5'de gsterilmiřtir. Bu sayede, tm znitelik veri kmesi iin, keřiřimli ve keřiřimsiz ereveler yntemlerinin doęru sınıflandırma performansına katkıları karřılařtırılabilmekle beraber keřiřimli ereveler ynteminin dięer ynteme kıyasla, kullanılan sınıflandırma algoritmasına gre %3 ila -%33 arasında performans deęiřimine yol atıęı gzlemlenmiřtir.

Çizelge 4.5 Tüm özniteliklerin kesişimli ve kesişimsiz çerçeve yöntemlerinin karşılaştırılması

Genel Doğruluk (%)	Tüm Öznitelikler	
	Kesişimli Çerçeveler Yöntemi	Kesişimsiz Çerçeveler Yöntemi
RF	85.3	82.4
K-NN(k=5)	62.0	61.2
SVM(RBF)	31.1	64.0

4.3 El Aktiveleri Veri Kümesi Kullanılarak Elde Edilen Sonuçlar

El aktiveleri veri kümesi için örneklem boyutu kullanılan sensörün saniyede 52Hz örnek kaydetmesinden dolayı 52 olarak seçilmiştir ve aksi belirtilmedikçe %50 örtüşme kullanılmıştır.

El aktivitesi verileri kullanılarak aktivite tespiti için düşük gürültülü ve geniş aralıklı ivmeölçer, jiroskop ve manyometre verilerinden; zaman, frekans ve dalgacık öznitelikleri çıkartılmış ve karar kütüğü ve yükseltme algoritması ikilisi, j48, RF, k-NN yöntemlerle sınıflandırılmıştır.

4.3.1 El aktiviteleri veri kümesi ile aktivite tanıma

Çizelge 4.6'da görüleceği üzere Geniş Aralıklı ivmeölçer üzerinden toplanan sinyallerden çıkarılan zaman, frekans, dalgacık, zaman ve frekans özniteliklerin karar kütüğü ve yükseltme algoritması ikilisi, j48, RF, k-NN (k=1 - denenen bir çok k değeri arasından en iyi sonucu verdiği için k değeri 5 olarak seçilmiştir) algoritmalarıyla elde edilen doğru sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Genel olarak tüm yöntemler için zaman tabanlı öznitelikler daha yüksek performansla sınıflandırılırken, dalgacık tabanlı özniteliklerin etkili olmadığı gözlemlenmiştir. Ayrıca zaman ve frekans özniteliklerinin beraber kullanılmasıyla ve sınıflandırma yöntemi olarak Random Forest seçilmesiyle en yüksek performans %72.2 olarak kaydedilmiştir. Bu aşamada dalgacık özniteliklerinin zaman ve frekans özniteliklerine eklenememesinin sebebi, açık veri kümesi ile alınan sonuçlarda

dalgacık özniteliklerinin sınıflandırma performansına bir katkısının gözlenmemesinden dolayı olduğu söylenebilir.

Çizelge 4.6 Geniş aralıklı ivmeölçer sensörü kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları

Aktivite	Geniş Aralıklı ivmeölçer			
	Zaman	Frekans	Dalgacık	Zaman+Frekans
52-Overlap				
Adaboost (Desicion Stump)	23.3	21.2	22.9	21.2
J48	54.1	41.5	21.0	54.0
RF	72.2	56.6	31.9	72.2
k-NN(k=1)	43.4	43.3	22.0	44.7

Çizelge 4.7’de görüleceği üzere jiroskop sensöründen elde edilen sinyaller üzerinden zaman, frekans, dalgacık öznitelikleri ile zaman ve frekans özniteliklerinin kombinasyonları sınıflandırma üzerinde uygulanan karar kütüğü ve yükseltme algoritması ikilisi, j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile elde edilen doğru sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Genel olarak tüm yöntemler için zaman tabanlı öznitelikler daha yüksek performansla sınıflandırılırken, dalgacık tabanlı özniteliklerin etkili olmadığı gözlemlenmiştir. Ayrıca zaman ve frekans özniteliklerinin beraber kullanılmasıyla ve sınıflandırma yöntemi olarak Random Forest seçilmesiyle en yüksek performans %61.4 olarak kaydedilmiştir.

Çizelge 4.7 Jiroskop sensörü kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları

Aktivite	Jiroskop			
	Zaman	Frekans	Dalgacık	Zaman+Frekans
52-Overlap				
Adaboost (Desicion Stump)	23,0	22,2	23,1	23,0
J48	43,8	36,9	20,8	43,8
RF	60,5	52,2	31,1	61,4
k-NN(k=1)	44,5	39,1	20,9	45,5

Çizelge 4.8’de görüleceği üzere manyetometre sensöründen elde edilen sinyaller üzerinden zaman, frekans, dalgacık öznitelikleri ile zaman ve frekans özniteliklerinin kombinasyonları sınıflandırma üzerinde uygulanan karar kütüğü ve yükseltme algoritması ikilisi, j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile elde edilen doğru sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Genel olarak tüm yöntemler için zaman

tabanlı öznitelikler daha yüksek performansla sınıflandırılırken, dalgacık tabanlı özniteliklerin etkili olmadığı gözlemlenmiştir. Ayrıca zaman ve frekans özniteliklerinin beraber kullanılmasıyla ve sınıflandırma yöntemi olarak Random Forest seçilmesiyle en yüksek performans %78.9 olarak kaydedilmiştir.

Çizelge 4.8 Manyetometre sensörü kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları

Aktivite	Manyetometre			
	Zaman	Frekans	Dalgacık	Zaman+Frekans
52-Overlap				
Adaboost (Desicion Stump)	23,5	21,4	20,3	23,5
J48	60,9	45,8	24,9	60,5
RF	78,6	64,2	35,5	78,9
k-NN(k=1)	39,3	54,8	24,8	40,6

Çizelge 4.9’da görüleceği üzere düşük gürültülü ivmeölçer sensöründen elde edilen sinyaller üzerinden zaman, frekans, dalgacık öznitelikleri ile zaman ve frekans özniteliklerinin kombinasyonları sınıflandırma üzerinde uygulanan Karar kütüğü ve yükseltme algoritması ikilisi, j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile elde edilen doğru sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Ayrıca zaman ve frekans özniteliklerinin beraber kullanılmasıyla ve sınıflandırma yöntemi olarak Random Forest seçilmesiyle en yüksek performans %69.4 olarak kaydedilmiştir.

Çizelge 4.9 Düşük gürültülü ivmeölçer kullanılarak aktivite sınıflandırma sonuçları

Aktivite	Düşük Gürültülü İvmeölçer			
	Zaman	Frekans	Dalgacık	Zaman+Frekans
52-Overlap				
Adaboost (Desicion Stump)	23.3	21.8	22.7	21.8
J48	50.0	41.2	22.0	50.4
RF	69.3	56.0	32.6	69.4
k-NN(K=1)	41.0	41.7	21.4	42.1

Çizelge 4.10’da, Jiroskop, Manyetometre, Düşük Gürültülü İvmeölçer, Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden elde edilen en iyi sonuçlar, kullanılan sınıflandırma algoritması ve o algoritmanın hangi öznitelik uzayı özniteliklerini kullandığı gösterilmiştir. Bahsi geçen çizelgeye bakıldığında, genel olarak zaman

ve frekans öznitelikleri bileşimlerinin, RF ile sınıflandırılmaları sonucunda en başarılı doğru sınıflandırma oranlarına ulaştığı gözlemlenmiştir. Her bir sensör için tek tek bakıldığında, Jiroskop için elde edilen en iyi sonuç %61.4 olarak. Manyetometre için en iyi değer %78.9 olarak, Düşük Gürültülü İvmeölçer için en %69.4 olarak, Geniş Aralıklı İvmeölçer için zaman özniteliklerinin RF algoritmasıyla sınıflandırılmasıyla %72.2 olarak bulunmuştur. Buna ek olarak, ulaşılan en başarılı sınıflandırma performansı %78.9 ile Manyetometre ile elde edilmiş ve ek olarak %72.2 sınıflandırma performansına erişmiş Geniş Aralıklı İvmeölçer en başarılı sınıflandırma performansına sahip ikinci sensör olmuştur.

Çizelge 4.10 Dört farklı sensör verisi için aktivite tespitinde alınan en iyi sonuçlar

Sensör	Öznitelik	Algoritma	En iyi sonuç
Jiroskop	Zaman+Frekans	RF	61.4
Manyetometre	Zaman+Frekans	RF	78.9
Düşük Gürültülü İvmeölçer	Zaman+Frekans	RF	69.4
Geniş Aralıklı İvmeölçer	Zaman+Frekans	RF	72.2

Manyetometre ve Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden elde edilen zaman ve frekans öznitelikleri bileşimleri genel olarak en etkili sınıflandırma sonuçlarını veren RF ile sınıflandırılmıştır ve doğru sınıflandırma oranı %84.4 olarak ölçülmüştür. Bu değer tek sensör kullanılarak elde edilen en iyi sonucu yaklaşık olarak %5 oranında geçmiştir (bakınız Çizelge 4.11).

Çizelge 4.11 Aktivite tespitinde tek sensör ve sensörlerin kombinasyon ile alınan en iyi sonuçlar

Kullanılan Sensör/Sensörler	Doğru Sınıflandırma Performansı
Manyetometre	78.9
Manyetometre + Geniş Aralıklı İvmeölçer	84.4

Çizelge 4.12'de, aktivite sınıflandırma için, manyetometre ve Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden çıkarılan zaman ve frekans özniteliklerinin bileşimin RF ile sınıflandırılması ile elde edilen en iyi sonuç (%84.4) üzerinde, kesişimli çerçeveler yönteminin etkisi gösterilmiştir. Buna göre, kesişimli çerçeveler yöntemi kullanılmadığında aynı parametreler için alınan sonuç, yaklaşık %6 azalarak %78.1 olmuştur.

Çizelge 4.12 Manyetometre+Geniş Aralıklı sensörü kullanılarak aktivite sınıflandırması sonuçları ve örtüşmesiz karşılaştırılması

Yöntem	(Manyetometre+WR)+(Frekans+Zaman)
RF %50 Örtüşme	84.4
RFForest Örtüşmesiz	78.1

4.3.2 El aktivite verileri kullanılarak kişi tespiti

El aktivite verileri kullanılarak kişi tespiti için geniş aralıklı, düşük gürültülü ivmeölçer jiroskop ve manyetometre verilerinden; zaman, frekans ve dalgacık öznitelikleri çıkartılmış ve çeşitli yöntemlerle sınıflandırılmıştır.

El yazısı aktivitesi kullanarak kişi tespiti

Çizelge 4.13, Çizelge 4.14, Çizelge 4.15 ve Çizelge 4.16'da görüleceği üzere shimmerda bulunan düşük gürültülü ve geniş aralıklı ivmeölçer, jiroskop ve magnetometre için AdaBoost(Decision Stump), J48, Random Forest ve k-NN(k=1) algoritmalarıyla zaman, frekans, zaman ve frekans uzaylarının bileşimi özniteliklerinin sınıflandırma performansları belirtilmiştir.

Çizelge 4.13 El yazısı aktivitesi kullanılarak jiroskop sensör verisi için kişi sınıflandırma

Jiroskop	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	10.0	6.8	10.0
j48	38.2	23.7	37.5
RF	59.5	34.0	58.4
k-NN(k=1)	21.9	22.1	22.5

Çizelge 4.13'te Jiroskop sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özniteliklerin Adaboost (Desicion Stump), j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %59.53 ile zaman özniteliklerinin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %6.78 ile frekans özniteliklerinin Adaboost (Desicion Stump) algoritması ile sınıflandırılması elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Jiroskop sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznitelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de RF ile

sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %58.4 doğru sınıflandırma performansının, el yazısı aktivitesi kullanılarak Jiroskop verisinden elde edilen en iyi sonuca (%59.5) göre yaklaşık olarak %1 ile düşük performans göstermesi, zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.14 El Yazısı aktivitesi kullanılarak manyetometre sensör verisi için kişi sınıflandırma

Manyetometre	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	9.9	10.0	9.9
j48	75.6	68.2	75.4
RF	87.4	84.4	88.1
k-NN(k=1)	33.5	69.8	35.7

Çizelge 4.14'te Manyetometre sensörlerinden elde edilen sinyallerden çıkarılan özniteliklerin Adaboost (Desicion Stump), j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %88.1 ile zaman ve frekans uzaylar özniteliklerinin bileşiminin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuçlar %9.9 ile zaman özniteliklerinin ve zaman ile frekans öznitelik uzaylar özniteliklerinin bileşiminin Adaboost (Desicion Stump) algoritması kullanılarak sınıflandırılması yoluyla elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Manyetometre sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznitelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Manyetometre sensöründen çıkarılan zaman, frekans, zaman ve frekans uzaylarının bileşimi özniteliklerinin RF algoritmasıyla sınıflandırılması ile elde edilen sonuçlar görece birbirleriyle yakınlık göstermektedir.

Çizelge 4.15 El yazısı aktivitesi kullanılarak düşük gürültülü ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma

Düşük Gürültülü İvmeölçer	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	7.0	8.9	7.0
j48	67.6	21.2	67.3
RF	71.3	33.7	69.0
k-NN(k=1)	20.6	19.4	20.7

Çizelge 4.15'de düşük gürültülü ivmeölçer sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özneliklerin Adaboost (Desicion Stump), J48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %71.3 ile zaman özneliklerinin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %7 ile zaman özneliklerinin ve zaman ile frekans öznelik uzaylar özneliklerinin bileşiminin Adaboost (Desicion Stump) algoritması ile sınıflandırılması elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, düşük gürültülü ivmeölçer sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman ve frekans öznelik uzaylarının bileşiminin de RF ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %69.0 doğru sınıflandırma performansının, el yazısı aktivitesi düşük gürültülü ivmeölçer verisinden elde edilen en iyi sonuca (%71.3) göre yaklaşık olarak %2 ile düşük performans göstermesi, zaman ve frekans öznelik uzaylarının bileşiminin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.16 El yazısı aktivitesi kullanılarak geniş aralıklı ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma

Geniş Aralıklı İvmeölçer	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	8.2	9.6	8.2
j48	82.9	27.7	82.7
RF	81.4	34.8	78.7
k-NN(k=1)	21.5	19.9	22.1

Çizelge 4.16'da geniş aralıklı ivmeölçer sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özneliklerin Adaboost (Desicion Stump), J48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %82.9 ile zaman özneliklerinin J48 ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %8.2 ile zaman özneliklerinin ve zaman ile frekans öznelik uzaylar özneliklerinin bileşiminin Adaboost (Desicion Stump) algoritması ile sınıflandırılması elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde geniş aralıklı ivmeölçer sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman ve frekans öznelik uzaylarının bileşiminin de J48 ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %82.7 doğru sınıflandırma performansının, el yazısı aktivitesi kullanılarak geniş

aralıklı ivmeölçer verisinden elde edilen en iyi sonuca (%82.9) çok yakın olması, zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir. Buna ek olarak, zaman özniteliklerinin ve zaman ile frekans öznitelik uzaylar özniteliklerinin bileşiminin RF ile sınıflandırılması ile elde edilen sonuçların, bahsi geçen J48 algoritmasıyla elde edilen sonuçlara %0.5 ila %4 yakınlığı RF yönteminin de kayda değer olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.17. El yazısı aktivitesi kullanılarak dört farklı sensör verisi için kişi sınıflandırma yöntemlerinin en iyi sonuçları

Sensör	Öznitelik	Algoritma	En iyi sonuç
Jiroskop	Zaman	RF	59.5
Manyetometre	Zaman+Frekans	RF	88.1
Düşük Gürültülü İvmeölçer	Zaman	RF	71.3
Geniş Aralıklı İvmeölçer	Zaman	J48	82.9

Çizelge 4.17’de Jiroskop, Manyetometre, Düşük Gürültülü İvmeölçer, Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden elde edilen en iyi sonuçlar, kullanılan sınıflandırma algoritması ve o algoritmanın hangi öznitelik uzayı özniteliklerini kullandığı gösterilmiştir. Bahsi geçen çizelgeye bakıldığında, genel olarak zaman uzayı öznitelikleri ve zaman ve frekans öznitelikleri bileşimlerinin, RF ve J48 ile sınıflandırılmaları sonucunda en başarılı doğru sınıflandırma oranlarına ulaştığı gözlemlenmiştir. Her bir sensör için tek tek bakıldığında, Jiroskop için elde edilen en iyi sonuç zaman özniteliklerinin RF ile sınıflandırılmasıyla %59.5 olarak. Manyetometre için en iyi değer yine RF algoritmasının zaman ve frekans özniteliklerinin bileşimi üzerinde kullanılmasıyla %88.1 olarak, Düşük Gürültülü İvmeölçer için zaman özniteliklerinin RF algoritmasıyla sınıflandırılmasıyla %71.3 olarak, Geniş Aralıklı İvmeölçer için zaman özniteliklerinin J48 algoritmasıyla sınıflandırılmasıyla %82.9 olarak bulunmuştur. Bu dört bileşen için en iyi sınıflandırıcının Random Forest olduğu düşünülürken, J48’in de gözden kaçırılmaması gerekmektedir. Buna ek olarak, ulaşılan en başarılı sınıflandırma performansı %88.1 ile Manyetometre ile elde edilmiş ve ek olarak %82.9 sınıflandırma performansına erişmiş Geniş Aralıklı İvmeölçer en başarılı sınıflandırma performansına sahip ikinci sensör olmuştur.

Manyetometre ve Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden elde edilen zaman ve frekans öznitelikleri bileşimleri genel olarak en etkili sınıflandırma sonuçlarını veren RF ile sınıflandırılmıştır ve doğru sınıflandırma oranı %94.7 olarak ölçülmüştür. Bu değer tek sensör kullanılarak elde edilen en iyi sonucu yaklaşık olarak %7 oranında geçmiştir (bakınız Çizelge 4.18).

Çizelge 4.18 El yazısı aktivitesi üzerinden kişi tanımda tek sensör ve sensörlerin kombinasyon ile alınan en iyi sonuçlar

Kullanılan Sensör/Sensörler	Doğru Sınıflandırma Performansı
Manyetometre	88.1
Manyetometre + Geniş Aralıklı İvmeölçer	94.7

Çizelge 4.19'da, el yazısı aktivitesi kullanılarak kişi sınıflandırmada manyetometre ve Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden çıkarılan zaman ve frekans özniteliklerinin bileşiminin RF ile sınıflandırılması ile elde edilen en iyi sonuç (%94.7) üzerinde, kesişimli çerçeveler yönteminin etkisi gösterilmiştir. Buna göre, kesişimli çerçeveler yöntemi kullanılmadığında aynı parametreler için alınan sonuç, yaklaşık %5 azalarak %89.9 olmuştur.

Çizelge 4.19 El yazısı aktivitesi kullanılarak Manyetometre ve GA ivmeölçer için kişi sınıflandırması sonuçları ve örtüşmesiz karşılaştırılması

Yöntem	(Manyetometre+WR)+(Frekans+Zaman)
RF %50 Örtüşme	94.7
RF Örtüşmesiz	89.9

Klavye yazısı aktivitesi verileri kullanılarak kişi tespiti

Klavye yazısı aktivitesi verileri kullanılarak kişi tespiti için geniş aralıklı, düşük gürültülü ivmeölçer, jiroskop ve manyetometre verilerinden; zaman, frekans ve dalgacık öznitelikleri çıkartılmış ve çeşitli yöntemlerle sınıflandırılmıştır.

Çizelge 4.20'de Jiroskop sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özniteliklerin Adaboost (Desicion Stump), j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir.

Çizelge 4.20 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak Jiroskop sensör verisi için kişi sınıflandırma

Jiroskop	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	8.2	8.2	8.2
j48	16.7	13.1	17.6
RF	32.7	20.1	32.2
k-NN(k=1)	11.1	12.4	12.7

Buna göre, en iyi sonuç %32.7 ile zaman özniteliklerinin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %8.2 ile frekans öznitelikleri ve zaman ve frekans özniteliklerinin bileşiminin Adaboost (Desicion Stump) algoritması kullanılarak sınıflandırılması ile elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Jiroskop sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznitelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de RF ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %32.2 doğru sınıflandırma performansının, klavye yazısı aktivitesi kullanılarak Jiroskop verisinden elde edilen en iyi sonuca (%32.7) göre yaklaşık olarak %0.5 ile düşük performans göstermesi, zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.21 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak Manyetometre sensör verisi için kişi sınıflandırma

Manyetometre	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	9.2	9.9	9.9
j48	67.4	48.7	68.3
RF	78.7	64.8	80.4
k-NN(k=1)	29.0	45.7	30.3

Çizelge 4.21'de Manyetometre sensörlerinden elde edilen sinyallerden çıkarılan özniteliklerin Adaboost (Desicion Stump), j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %80.4 ile zaman ve frekans uzaylar özniteliklerinin bileşiminin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuçlar %9.2 ile zaman özniteliklerinin Adaboost (Desicion Stump) algoritması kullanılarak sınıflandırılması yoluyla elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Manyetometre sensör verileri için en etkili sınıflandırma

yönteminin RF, en etkili öznelik uzayının ise zaman ile frekans öznelik uzaylar özneliklerinin bileşimi olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman özneliklerinin de RF ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %78.7 doğru sınıflandırma performansının, klavye yazısı aktivitesi kullanılarak Manyetometre verisinden elde edilen en iyi sonuca (%80.4) göre yaklaşık olarak %2 ile düşük performans göstermesi, zaman özneliklerinin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.22 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak düşük gürültülü ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma

Düşük Gürültülü İvmeölçer	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	11.2	10.1	11.2
J48	54.8	19.7	54.1
RF	69.0	30.0	67.3
k-NN(k=1)	21.2	17.7	21.6

Çizelge 4.22'de Düşük Gürültülü İvmeölçer sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özneliklerin Adaboost (Desicion Stump), J48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %69.0 ile zaman özneliklerinin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %10.1 ile zaman özneliklerinin Adaboost (Desicion Stump) algoritması ile sınıflandırılması elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Düşük Gürültülü İvmeölçer sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman ve frekans öznelik uzaylarının bileşiminin de RF ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %67.3 doğru sınıflandırma performansının, klavye yazısı aktivitesi kullanılarak Düşük Gürültülü İvmeölçer verisinden elde edilen en iyi sonuca (%69.0) göre yaklaşık olarak %2 ile düşük performans göstermesi, zaman ve frekans öznelik uzaylarının bileşiminin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.23'de Geniş Aralıklı İvmeölçer sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özneliklerin Adaboost (Desicion Stump), J48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir.

Çizelge 4.23 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak geniş aralıklı ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma

Geniş Aralıklı İvmeölçer	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	9.2	9.4	8.9
j48	67.4	20.1	55.1
RF	78.7	31.6	67.8
k-NN(k=1)	29.0	18.0	20.3

Buna göre, en iyi sonuç %78.7 ile zaman özniteliklerinin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %8.9 ile zaman özniteliklerinin ve zaman ile frekans öznitelik uzaylar özniteliklerinin bileşiminin Adaboost (Desicion Stump) algoritması ile sınıflandırılması elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Geniş Aralıklı İvmeölçer sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznitelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir.

Çizelge 4.24 Klavye yazısı aktivitesi kullanılarak dört farklı sensör verisi için kişi sınıflandırma

Sensör	Öznitelik	Algoritma	En iyi sonuç
Jiroskop	Zaman	RF	32.7
Manyetometre	Zaman+Frekans	RF	80.4
Düşük Gürültülü İvmeölçer	Zaman	RF	69.0
Geniş Aralıklı İvmeölçer	Zaman	RF	78.7

Çizelge 4.24'de Jiroskop, Manyetometre, Düşük Gürültülü İvmeölçer, Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden elde edilen en iyi sonuçlar, kullanılan sınıflandırma algoritması ve o algoritmanın hangi öznitelik uzayı özniteliklerini kullandığı gösterilmiştir. Bahsi geçen çizelgeye bakıldığında, genel olarak zaman uzayı öznitelikleri ve zaman ve frekans öznitelikleri bileşimlerinin, RF ile sınıflandırılmaları sonucunda en başarılı doğru sınıflandırma oranlarına ulaştığı gözlemlenmiştir. Her bir sensör için tek tek bakıldığında, Jiroskop için elde edilen en iyi sonuç zaman özniteliklerinin RF ile sınıflandırılmasıyla %32.7 olarak. Manyetometre için en iyi değer yine RF algoritmasının zaman ve frekans özniteliklerinin bileşimi üzerinde kullanılmasıyla %80.4 olarak, Düşük Gürültülü İvmeölçer için zaman özniteliklerinin RF algoritmasıyla sınıflandırılmasıyla %69.0 olarak, Geniş Aralıklı İvmeölçer için zaman özniteliklerinin RF algoritmasıyla

sınıflandırılmasıyla %78.7 olarak bulunmuştur. Buna ek olarak, ulaşılan en başarılı sınıflandırma performansı %80.4 ile Manyetometre ile elde edilmiş ve ek olarak %78.7 sınıflandırma performansına erişmiş Geniş Aralıklı İvmeölçer en başarılı sınıflandırma performansına sahip ikinci sensör olmuştur.

Manyetometre ve Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden elde edilen zaman ve frekans öznitelikleri bileşimleri genel olarak en etkili sınıflandırma sonuçlarını veren RF ile sınıflandırılmıştır ve doğru sınıflandırma oranı %89.0 olarak ölçülmüştür. Bu değer tek sensör kullanılarak elde edilen en iyi sonucu yaklaşık olarak %8 oranında geçmiştir(bakınız Çizelge 4.25).

Çizelge 4.25 Klavye yazısı aktivitesi üzerinden kişi tanımda tek sensör ve sensörlerin kombinasyon ile alınan en iyi sonuçlar

Kullanılan Sensör/Sensörler	Doğru Sınıflandırma Performansı
Manyetometre	80.4
Manyetometre + Geniş Aralıklı İvmeölçer	89.0

Çizelge 4.26'da, klavye yazısı aktivitesi kullanılarak kişi sınıflandırılmada manyetometre ve Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden çıkarılan zaman ve frekans özniteliklerinin bileşiminin RF ile sınıflandırılması ile elde edilen en iyi sonuç (%89.0) üzerinde, kesişimli çerçeveler yönteminin etkisi gösterilmiştir. Buna göre, kesişimli çerçeveler yöntemi kullanılmadığında aynı parametreler için alınan sonuç, yaklaşık %7 azalarak %82.3 olmuştur.

Çizelge 4.26 Klavye yazısı aktivitesi için manyetometre ve WR sensörü için kişi sınıflandırması sonuçları ve örtüşmesiz karşılaştırılması

Yöntem	(Manyetometre+WR)+(Frekans+Zaman)
RF %50 Örtüşme	89.0
RF Örtüşmesiz	82.3

Tablet aktivitesi verileri kullanılarak kişi tespiti

Tablet aktivitesi verileri kullanılarak kişi tespiti için Geniş Aralıklı, Düşük gürültülü ivmeölçer, jiroskop ve manyetometre verilerinden; zaman, frekans ve dalgacık öznitelikleri çıkartılmış ve çeşitli yöntemlerle sınıflandırılmıştır.

Çizelge 4.27’de Jiroskop sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özniteliklerin Adaboost (Desicion Stump), j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %30.7 ile zaman özniteliklerinin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %5.8 ile zaman öznitelikleri ve zaman ile frekans özniteliklerinin bileşiminin Adaboost (Desicion Stump) algoritması kullanılarak sınıflandırılması ile elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Jiroskop sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznitelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de RF ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %30.0 doğru sınıflandırma performansının, tablet aktivitesi kullanılarak Jiroskop verisinden elde edilen en iyi sonuca (%30.7) göre yaklaşık olarak %0.7 ile düşük performans göstermesi, zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.27 Tablet aktivitesi kullanılarak Jiroskop sensör verisi için kişi sınıflandırma

Jiroskop	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	5.8	6.3	5.8
j48	14.9	8.1	14.8
RF	30.7	14.8	30.0
k-NN(k=1)	12.3	7.6	11.1

Çizelge 4.28 Tablet aktivitesi kullanılarak Manyetometre sensör verisi için kişi sınıflandırma

Manyetometre	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	7.1	7.5	7.5
j48	55.4	46.5	57.6
RF	75.6	64.3	78.2
k-NN(k=1)	32.0	44.2	33.7

Çizelge 4.28’de Manyetometre sensörlerinden elde edilen sinyallerden çıkarılan özniteliklerin Adaboost (Desicion Stump), j48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %78.2 ile zaman ve frekans uzaylar özniteliklerinin bileşiminin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuçlar %7.1 ile zaman özniteliklerinin Adaboost (Desicion Stump)

algoritması kullanılarak sınıflandırılması yoluyla elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde(Çizelge 4.28), Manyetometre sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznitelik uzayının ise zaman ile frekans öznitelik uzaylar özniteliklerinin bileşimi olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman özniteliklerinin de RF ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %75.6 doğru sınıflandırma performansının, tablet aktivitesi kullanılarak Manyetometre verisinden elde edilen en iyi sonuca (%78.2) göre yaklaşık olarak %3 ile düşük performans göstermesi, zaman özniteliklerinin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.29 Tablet aktivitesi kullanılarak düşük gürültülü ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma

Düşük Gürültülü İvmeölçer	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	7.5	6.8	7.5
j48	56.8	17.1	55.8
RF	75.3	28.7	74.3
k-NN(k=1)	23.4	15.5	23.7

Çizelge 4.29'da Düşük Gürültülü İvmeölçer sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özniteliklerin Adaboost (Desicion Stump), J48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç %75.3 ile zaman özniteliklerinin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %6.8 ile frekans özniteliklerinin Adaboost (Desicion Stump) algoritması ile sınıflandırılması elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Düşük Gürültülü İvmeölçer sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznitelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de RF ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %74.3 doğru sınıflandırma performansının, tablet aktivitesi Düşük Gürültülü İvmeölçer verisinden elde edilen en iyi sonuca (%75.3) göre yaklaşık olarak %1 ile düşük performans göstermesi, zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.30 Geniş Aralıklı İvmeölçer sensöründen elde edilen sinyallerden çıkarılan özniteliklerin Adaboost (Desicion Stump), J48, RF, k-NN (k=1) algoritmaları ile sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Buna göre, en iyi sonuç

%78.4 ile zaman ve frekans öznitelik uzaylarının bileşiminin RF ile sınıflandırmasıyla bulunmuş, en kötü sonuç %6.3 ile zaman özniteliklerinin ve zaman ile frekans öznitelik uzaylar özniteliklerinin bileşiminin Adaboost (Desicion Stump) algoritması ile sınıflandırılması elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Geniş Aralıklı İvmeölçer sensör verileri için en etkili sınıflandırma yönteminin RF, en etkili öznitelik uzayının ise zaman olduğunu söylenebilir. Ayrıca zaman özniteliklerinin de RF ile sınıflandırılması sonucunda elde ettiği %75.6 doğru sınıflandırma performansının, tablet aktivitesi kullanılarak geniş aralıklı ivmeölçer verisinden elde edilen en iyi sonuca (%78.4) çok yakın olması, zaman özniteliklerinin de etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.30 Tablet aktivitesi kullanılarak geniş aralıklı ivmeölçer sensör verisi için kişi sınıflandırma

Geniş Aralıklı İvmeölçer	Zaman	Frekans	Zaman+Frekans
Adaboost (Desicion Stump)	7.1	6.7	6.3
j48	55.4	17.6	60.0
RF	75.6	28.8	78.4
k-NN(k=1)	32.0	15.5	26.4

Çizelge 4.31’de, Jiroskop, Manyetometre, Düşük Gürültülü İvmeölçer, Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden elde edilen en iyi sonuçlar, kullanılan sınıflandırma algoritması ve o algoritmanın hangi öznitelik uzayı özniteliklerini kullandığı gösterilmiştir. Bahsi geçen çizelgeye bakıldığında, genel olarak zaman uzayı öznitelikleri ve zaman ve frekans öznitelikleri bileşimlerinin, RF ile sınıflandırılmaları sonucunda en başarılı doğru sınıflandırma oranlarına ulaştığı gözlemlenmiştir. Her bir sensör için tek tek bakıldığında, Jiroskop için elde edilen en iyi sonuç zaman özniteliklerinin RF ile sınıflandırılmasıyla %30.67 olarak, Manyetometre için en iyi değer yine RF algoritmasının zaman ve frekans özniteliklerinin bileşimi üzerinde kullanılmasıyla %78.2 olarak, Düşük Gürültülü İvmeölçer için zaman özniteliklerinin RF algoritmasıyla sınıflandırılmasıyla %75.3 olarak, Geniş Aralıklı İvmeölçer için zaman özniteliklerinin RF algoritmasıyla sınıflandırılmasıyla %78.4 olarak bulunmuştur. Buna ek olarak, ulaşılan en başarılı sınıflandırma performansı %78.4 ile Geniş Aralıklı İvmeölçer ile elde edilmiş ve ek

olarak %78.2 sınıflandırma performansına erişmiş Manyetometre en başarılı sınıflandırma performansına sahip ikinci sensör olmuştur.

Çizelge 4.31. Tablet aktivitesi kullanılarak dört farklı sensör verisi için kişi sınıflandırmada alınan en iyi sonuçlar

Sensör	Öznitelik	Algoritma	En iyi sonuç
Jiroskop	Zaman	RF	30.7
Manyetometre	Zaman+Frekans	RF	78.2
Düşük Gürültülü İvmeölçer	Zaman	RF	75.3
Geniş Aralıklı İvmeölçer	Zaman+Frekans	RF	78.4

Manyetometre ve Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden elde edilen zaman ve frekans öznitelikleri bileşimleri genel olarak en etkili sınıflandırma sonuçlarını veren RF ile sınıflandırılmıştır ve doğru sınıflandırma oranı %91.4 olarak ölçülmüştür. Bu değer tek sensör kullanılarak elde edilen en iyi sonucu yaklaşık olarak %13 oranında geçmiştir(bakınız Çizelge 4.32).

Çizelge 4.32 Tablet aktivitesi üzerinden kişi tanımda tek sensör ve sensörlerin kombinasyon ile alınan en iyi sonuçlar

Kullanılan Sensör/Sensörler	Doğru Sınıflandırma Performansı
Geniş Aralıklı İvmeölçer	78.4
Manyetometre + Geniş Aralıklı İvmeölçer	91.4

Çizelge 4.33'de, tablet aktivitesi kullanılarak kişi sınıflandırılmada manyetometre ve Geniş Aralıklı İvmeölçer sensörlerinden çıkarılan zaman ve frekans özniteliklerinin bileşiminin RF ile sınıflandırılması ile elde edilen en iyi sonuç (%91.4) üzerinde, kesişimli çerçeveler yönteminin etkisi gösterilmiştir. Buna göre, kesişimli çerçeveler yöntemi kullanılmadığında aynı parametreler için alınan sonuç, yaklaşık %8 azalarak %83.7 olmuştur. Bu durum, kesişimli çerçeveler yönteminin tez kapsamında kullanılan veri setleri için, diğer yöntem olan kesişimsiz çerçeveler yöntemine göre doğru sınıflandırma performansına olan katkısının daha fazla olduğunu göstermektedir.

Çizelge 4.33 Tablet aktivitesi kullanılarak Manyetometre ve GA ivmeölçer için kişi sınıflandırması sonuçları ve örtüşmesiz yöntemin karşılaştırılması

Yöntem	(Manyetometre+WR)+(Frekans+Zaman)
RF %50 Örtüşme	91.4
RF Örtüşmesiz	83.7

Çizelge 4.34 El yazısı, klavye yazısı ve tablet kullanımı aktiviteleri üzerinden kişi tespitinde tek sensör ile elde edilen en iyi sonuçlar

Aktivite	Sensör	Sonuç
El Yazısı	Manyetometre	88.1
Klavye Yazısı	Manyetometre	80.4
Tablet	WR ivmeölçer	78.4

Çizelge 4.34'de görüleceği üzere el yazısı, klavye yazısı ve tablet kullanımı aktiviteleri kullanılarak en başarılı tek bir sensör ile elde edilen kişi sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. El ve klavye yazısı aktiviteleri üzerinden elde edilen en iyi sonuçlar manyetometre kullanılarak alınırken tablet kullanımı aktivitesi üzerinden elde edilen en iyi sonuç Geniş Aralıklı İvmeölçer ile elde edilmiştir. Buna ek olarak bahsi geçen sonuçların hepsi RF ile elde edilmiştir. İlgili aktivitelerin kişi sınıflandırmadaki sonuçları karşılaştırıldığında, El yazısı aktivitesinin diğer iki aktiviteyi yaklaşık %8 ila %10 geçerek %88.1 ile kişi sınıflandırmada en iyi sonuca katkıda bulunduğu görülebilmektedir.

Çizelge 4.35 El yazısı, klavye yazısı ve tablet kullanımı aktiviteleri üzerinden kişi tespitinde elde edilen en iyi sonuçlar

Aktivite	Sonuç
El Yazısı	94.7
Klavye Yazısı	89.0
Tablet	91.4

Çizelge 4.35'de görüleceği üzere el yazısı, klavye yazısı ve tablet kullanımı aktiviteleri kullanılarak Geniş Aralıklı İvmeölçer ve manyetometre ile elde edilen kişi sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Bahsi geçen sonuçların hepsi RF ile elde edilmiştir. İlgili aktivitelerin kişi sınıflandırmadaki sonuçları karşılaştırıldığında,

El yazısı aktivitesinin diđer iki aktiviteyi yaklaşık %3 ila %6 geçerek %94.7 ile kişi sınıflandırmada en iyi sonuca katkıda bulunduğu görülebilmektedir

5. TARTIŞMA VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, ivmeölçer, jiroskop ve manyetometre sensörlerinden elde edilen sinyaller kullanılarak, aktivite tespiti ve kişi tanıma problemleri ele alınmıştır. İlgili problemleri çözmek için, öznitelik tabanlı yaklaşım geliştirilmiştir. Bu yaklaşım veri kümesinde bulunan sinyal verilerinden çeşitli uzaylardan öznitelikler çıkartılması prensibine dayanmaktadır. Bu bağlamda öznitelik tabanlı yaklaşımı uygulamak için, hazır bir veri kümesi ve bu tez çalışması için oluşturulmuş yeni bir veri kümesi olmak üzere iki adet veri kümesi üzerinde çalışmalar yapılmıştır.

Bahsi geçen problemleri çözümlmek için, sinyallerden elde edilen ham veriler öncelikle Gaussian normalizasyonu ön işleminden geçirilmiş, sonrasında ise zaman, frekans ve dalgacık uzaylarından öznitelikler çıkartılmıştır. Bu aşamadan sonra çıkarılan bu öznitelikler çeşitli makine öğrenme algoritmaları ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma performansını arttırmak adına, ham veriye çeşitli filtreleme işlemleri yapılmış, tüm öznitelikler kullanılarak öznitelik seçimi yöntemi uygulanmış, öznitelik uzaylarının kombinasyonları ile sınıflandırma yapılmış ve son olarak sensörlerden elde edilen öznitelikler birleştirilmiştir. Bu yöntemlerden, verinin filtrelenmesi yönteminin sınıflandırma performansını arttırmadığı görülürken diğer yöntemlerin sınıflandırma performansına katkıları gözlemlenmiştir. Verinin filtrelenmesi yönteminin hazır veri kümesi üzerindeki sınıflandırma performansına katkıda bulunmaması yüzünden ilgili yöntem, bu çalışma için toplanan veri setine uygulanmamıştır. Ayrıca her ne kadar öznitelik seçiminin hazır veri kümesi üzerinde sınıflandırma performansına olan katkısı umut vaatetse de, bu çalışma için toplanan veri setine uygulanmamıştır. Buna ek olarak her iki veri kümesi üzerinde kullanılan ana yaklaşımlardan biri olan kesişimli çerçeveler yönteminin sınıflandırma performansına katkısını gözlemlmek için %50 oranında olan bu kesişme kaldırılmıştır. Bunun sonucunda, elde edilen sonuçlar %50 oranındaki bu kesişmenin, bahsi geçen diğer yöntemlere göre sınıflandırma açısından daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Yeterli donanım ve süre olması durumunda, öznitelik seçimi yöntemi ve bu yöntemde kullanılan beş farklı öznitelik seçim algoritmasının ortak karar vermesi olarak tanımlanan fikir birliği yaklaşımı bu tez çalışması için toplanan veri kümesine uygulanabilir.

Aynı şekilde yeterli kaynak olması halinde, bahsi geçen veri setlerinden çıkarılan öznitelikleri makine öğrenme algoritmaları yerine derin öğrenme algoritmaları ile sınıflandırma işlemi uygulanabilir. Bu durum gerek derin öğrenme ve makine öğrenme yöntemlerinin karşılaştırması gerekse makine öğrenme yaklaşımına göre görece daha bakir olan bir yöntem olan derin öğrenme kullanımının literatüre olan katkısı yönlerinden tercih edilebilir.

Öznitelik uzaylarından zaman ve/veya frekans uzayı kullanıldığında genel olarak başarılı sınıflandırma performansına erişilirken bu durum dalgacık uzayı için söz konusu değildir. Bu durum hazır veri kümesi üzerinden elde edilen sonuçlarda açıkça gözlemlenebilmektedir. Bahsi geçen durum nedeniyle, dalgacık uzayı öznitelikleri ilgili tez çalışması için toplanan veri kümesinden çıkarılmamış ve sınıflandırmaya tabi tutulmamıştır.

Dalgacık uzayı, sonraki çalışmalarda, farklı özniteliklerin seçilmesi ve/veya zaman uzayından dalgacık uzayına geçiş için kullanılan yöntemin değiştirilmesi sonrasında sınıflandırma performansı açısından tekrar değerlendirilebilir.

İlgili tez çalışmasında kullanılan yöntemlerin sınıflandırma performansına katkısı sadece iki farklı veri kümesi üzerinde denenmiş olmakla beraber sonraki çalışmalarda farklı veri kümeleri üzerinde de denenebilir. Buna ek olarak çalışma kapsamında oluşturulan veri seti, farklı yöntemler ile sınanması ve veri kümesinin doğruluğunun onanması için halka açık bir ortamda paylaşılacaktır.

İlgili çalışma kapsamında, toplanan veri kümesi üzerinden ulaşılan sınıflandırma performansı sonuçlarına bakılacak olunursa, düşük gürültülü ve geniş aralıklı ivmeölçer, jiroskop, manyetometre sensörleri arasından yapılan hareket sırasında elin anlık ivmesini ölçen geniş aralıklı ivmeölçer ve o anki manyetik alanı ölçen manyetometre sensörleri öne çıkmaktadır. İvmeölçerin iki farklı türünden biri olan geniş aralıklı ivmeölçerin, diğer türü olan düşük gürültülü ivmeölçere göre iyi sonuçlara katkıda bulunmasının sebebi, düşük gürültülü ivmeölçerinde sinyal toplanırken gürültüyü yok etmek amaçlı kullanılan aşağı geçirgen filtredir. Yapılan aktiviteler zaman zaman yavaş ve ufak el hareketleri içerdiğinden düşük gürültülü ivmeölçerde kullanılan bu filtre hareketin aslında olan bu ivmenin tamamını yada bir kısmını yok etmektedir.

Tez kapsamında yapılan alıřmalardan 3 uluslararası konferans bildirisi yayınlamıřtır [61, 70, 71].

Bir dergi makalesi deęerlendirme ařamasındadır[72].

KAYNAKLAR LİSTESİ

- [1] Poppe, R., Vision-based human motion analysis, An overview, *Computer Vision and Image Understanding*, vol.108, no.1-2, s.4–18, 2007.
- [2] Lukowicz, P., Ward, J.A., Junker, H., Stager M., Tröster G., Atrash A., Starner, T., Recognizing Workshop Activity Using Body Worn Microphones and Accelerometers, *Second International Conference on Pervasive Computing*, Linz/Vienna, Austria, 21-23 Nisan, 2004.
- [3] Patel, S., Lorincz, K., Hughes, R., Huggins, N., Growdon, J., Standaert, D., Akay, M., Dy, J., Welsh, M., and Bonato, P., Monitoring motor fluctuations in patients with Parkinson's disease using wearable sensors, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* vol.13, no.6, s.864-873, 2009.
- [4] Fahim, M., Fatima, I., Lee, S., EFM: evolutionary fuzzy model for dynamic activities recognition using a smartphone accelerometer, *Applied Intelligence*, vol.39, no.3, s.475-488, 2013.
- [5] Ravi, N., Dandekar, N., Mysore, P., Littman, M.L., Activity recognition from accelerometer data, In *Proceedings of the 17th Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence*, 9–13 Temmuz, Pittsburgh, PA, USA, s.1541–1546, 2005.
- [6] Preece, S.J., Goulermas, J.Y., Kenney, L.P.J., Howard, D., A comparison of feature extraction methods for the classification of dynamic activities from accelerometer data, *IEEE Trans Biomed Eng* vol.56, no.3, s.871–879, 2009.
- [7] Mitchell, E., Monaghan, D., O'Connor, N.E., Classification of Sporting Activities Using Smartphone Accelerometers, *Sensors*, 2013, vol.13, no.4, s.5317-5337, 2013.
- [8] Mannini, A., Sabatini, A.M., Machine Learning Methods for Classifying Human Physical Activity from On-Body Accelerometers, *Sensors*, vol.10, no.2, s.1154-1175, 2010.
- [9] Longstaff, B., Reddy, S., Estrin, D., Improving activity classification for health applications on mobile devices using active and semi-supervised learning, *Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth)*, s.1-7, 2010.
- [10] Karantonis, D.M., Narayanan, M.R., Mathie, M., Lovell, N.H., Celler, B.G., Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring, *IEEE Trans. Informat. Technol. Biomed*, vol.10, s.156–167, 2006.

- [11] Kwapisz, J.R., Weiss, G.M., Moore S.A., Activity recognition using cell phone accelerometers, ACM SIGKDD Explorations Newsletter, vol.12, no.2, s.74-82, 2010.
- [12] Maguire, D., Frisby, R., Comparison of feature classification algorithm for activity recognition based on accelerometer and heart rate data, Procedia Engineering, vol.41, s.224-229, 2012.
- [13] Song, K.S., Jang, J., Park, S., A phone for human activity recognition using triaxial acceleration sensor, IEEE International Conference on Consumer Electronics, Las Vegas, NV, USA, 9-13 Şubat, 2013.
- [14] Najafi, B., Aminian, K., Paraschiv-Ionescu, A., Loew, F.; Büla, C., Robert, P., Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: monitoring of daily physical activity in the elderly, IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.50, no.6, s.711–723, 2003.
- [15] Foerster, F., Smeja, M., Fahrenberg, J., Detection of posture and motion by accelerometry: a validation study in ambulatory monitoring, Computers in Human Behavior, vol.15, no.1, s.571-583, 1999.
- [16] Bao, L., Intille, S.S., Activity recognition from user-annotated acceleration data, Pervasive Computing, Berlin, Almanya, s.1–17, 2004.
- [17] Yang, J.Y., Chen, Y.P., Lee G.Y., Liou, S.N., Wang, J.S., Activity recognition using one triaxial accelerometer: a neuro-fuzzy classifier with feature reduction, Entertainment Computing – ICEC 2007. Lecture Notes in Computer Science, vol.4740, s.395-400, 2007.
- [18] Allen, F.R., Ambikairajah, E., Lovell, N.H., Celler, B.G., Classification of a known sequence of motions and postures from accelerometry data using adapted Gaussian mixture models. Physiological Measurement, vol. 27, no.10, s. 935–951, 2006.
- [19] Lara, O.D., Labrador, M.A., A Survey on Human Activity Recognition using Wearable, Sensors, vol.15, no.3, s.1192-1209, 2013.
- [20] Casale, P., Pujol, O., Radeva, P., Personalization and user verification in wearable systems using biometric walking patterns, Personal and Ubiquitous Computing, vol.16, no.5, s.563- 580, 2012.
- [21] Figo, D., Diniz, P.C., Ferreria, D.R., Cardoso, J.M.P., Preprocessing Techniques for Context Recognition from Accelerometer Data, Personal and Ubiquitous Computing, vol.14, no.7, s.645-662, 2010.
- [22] Martens, W., The Fast Time Frequency Transform (F.T.F.T.): A novel on-line approach to the instantaneous spectrum Engineering in Medicine and Biology Society, 1992 14th Annual International Conference of the IEEE, Paris, Fransa, s.2594–2595,1992.

- [23] Wang, Z., Wu, D., Chen, J., Ghoneim, A., Hossain, M.A., A Triaxial Accelerometer-Based Human Activity Recognition via EEMD-Based Features and Game-Theory-Based Feature Selection, IEEE Sensors Journal, vol.16, no. 9, s. 3198-3207, 2016.
- [24] MANTYJARVI, Jani, Sensor-based context recognition for mobile applications, Ph.D. thesis, University of Oulu, Oulu, Finland, 2003.
- [25] Sekine, M., Tamura, T., Ogawa, M., Togawa, T., Fukui, Y., Classification of acceleration waveform in a continuous walking record, Proc. of the 20th Annual IEEE Intl. Conf. of the Engineering in Medicine and Biology Society, vol.20, no.3, s.1523–1526, 1998.
- [26] Sekine, M., Tamura, T., Fujimoto, T., Fukui, Y., Classification of walking pattern using acceleration waveform in elderly people, Proceedings of the 22nd Annual International Conference of the IEEE, vol 2, s.1356–1359, 2000.
- [27] Sekine, M., Tamura, T., Akay, M., Fujimoto, T., Togawa, T., Fukui, Y., Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis, IEEE Trans on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol.10, no.3, s.188–196, 2002.
- [28] Al-ani, T., Ba, Q.T.L., Monacelli, E., On-line automatic detection of human activity in home using wavelet and hidden markov models scilab toolkits IEEE International Conference on Control Applications, Singapur, Singapur, s.485-490, 1-3 Ekim 2006.
- [29] Tamura, L., Sekine, M., Ogawa, M., Togawa, T., Fukui, Y., Classification of acceleration waveforms during walking by wavelet transform, Methods Inf. Med., vol.36, no.4-5, s.356-359, 1997.
- [30] SCHMIDT, Albrecht, Ubiquitous computing - computing in context, Ph.D. thesis, Lancaster University, Lancaster, İngiltere, 2002.
- [31] Farrington, J., Moore, A.J., Tilbury, N., Church, J., Biemond, P.D., Wearable sensor badge and sensor jacket for context awareness. Proc. of the IEEE Intl. Symp. Wearable Computers IEEE Computer Society, San Francisco, Amerika, s.107–114, 1999.
- [32] Jeong, D.U., Kim S.J., Chung, W.Y., Classification of posture and movement using a 3-axis accelerometer, Proc. of the 2007 Intl. Conf. on Convergence Information Technology IEEE Computer Society, Washington, Amerika, s.837–844, 2007.
- [33] Kawahara, H.S., Hisashi, Y., Kurasawa, H.M., Aoyama, T., A context-aware collaborative filtering algorithm for real world oriented content delivery service, Metapolis and Urban Life Workshop, Tokyo, Japonya, s.65-69, 2005.

- [34] Kawahara, Y., Kurasawa, H., Morikawa, H., Recognizing user context using mobile handsets with acceleration sensors, IEEE Intl. Conf. on Portable Information Devices, Orlando, Amerika s.1–5, 2007.
- [35] Golding, A., Lesh, N., Indoor navigation using a diverse set of cheap, wearable sensors, Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium on Wearable Computers, Washington, Amerika s.29–36, 1999.
- [36] Healey, J., Logan, B., Wearable wellness monitoring using ecg and accelerometer data, Proc. of the Ninth IEEE Intl. Symp. on Wearable Computers IEEE Computer Society Press, Washington, Amerika, s.220–221, 2005.
- [37] Lee, S.W., Mase, K., Activity and location recognition using wearable sensors, IEEE Pervasive Computing, vol.1, no.3, s.24–32, 2002.
- [38] Hespanha, J.P., Root-mean-square gains of switched linear systems, IEEE Transactions on Automatic Control, vol.48, no.11, s.2040-2046, 2003.
- [39] Chen, G.C., Huang, C.N., Chiang, C.Y., Hsieh, C.J., Chan, C.T., A Reliable Fall Detection System Based on Wearable Sensor and Signal Magnitude Area for Elderly Residents, Aging Friendly Technology for Health and Independence, vol.6159, s.267-270, 2010.
- [40] Rihaczek, A., Signal energy distribution in time and frequency, IEEE Transactions on Information Theory, vol.14, no.3, s.369-374, 1968.
- [41] Scharf, L.L., Statistical Signal Processing Detection, Estimation, and Time Series Analysis ,1991.
- [42] Lambrou, T., Kudumakis, P., Speller, R., Sandler, M., Linney, A., Classification of audio signals using statistical features on time and wavelet transform domains, Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Seattle, Amerika, s.3621-3624, 1998.
- [43] Baek, J., Lee, G., Park, W., Yun, B., Accelerometer Signal Processing for User Activity Detection, Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, s.610-617, 2004.
- [44] Wan, X., Wang, X., Liu, J., Tong, T., Estimating the sample mean and standard deviation from the sample size, median, range and/or interquartile range, BMC Medical Research Methodology, vol.14, no.135, 2014.
- [45] Simaan, Y., Estimation Risk in Portfolio Selection: The Mean Variance Model Versus the Mean Absolute Deviation Model, Management Science, vol.43, no.10, s.1437-1446, 1997.
- [46] Yuille, A.L., Hallinan, P.W., Cohen, D.S., Feature extraction from faces using deformable templates, International Journal of Computer Vision, vol.8, no.2, s.99–111, 1992.

- [47] Veltink, P., Bussmann, H., de Vries, W., Martens, W., Van Lummel, R. Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers, *IEEE Trans on Rehabilitation Engineering*, vol.4, no.4, s.375–385, 1996.
- [48] Robert, B., White, B., Renter, D., Larson, R., Evaluation of three-dimensional accelerometers to monitor and classify behavior patterns in cattle, *Computers and Electronics in Agriculture*, vol.67, no.1-2, s.80–84, 2009.
- [49] HO, Joyce, Interruptions: Using activity transitions to trigger proactive messages, M.Sc. thesis, Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts, Amerika, 2004.
- [50] Intille, S.S., Bao, L., Tapia, E.M., Rondoni, J., Acquiring in situ training data for context-aware ubiquitous computing applications, *Proc. of the SIGCHI Conf. On Human factors in computing systems*, Viyana, Avusturya, s.1–8, 2004.
- [51] Kim, I.J., Im, S., Hong, E., Ahn, S.C., Kim, H.G, ADL classification using triaxial accelerometers and RFID, *Intl. Workshop on Ubiquitous Convergence Technology*, Pekin, Çin, 2007.
- [52] Attal, F., Mohammed. S., Dedabrishvili, M., Chamroukhi, F., Oukhellou, L., Amirat, Y., Physical Human Activity Recognition Using Wearable Sensors, *Sensors*, vol.15, no.12, s.31314-31338, 2015.
- [53] Wang, H., Zheng, H., Azuaje, F., Machine Learning Techniques and Chi-Square Feature Selection for Cancer Classification Using SAGE Gene Expression Profiles, *BioData Mining*, vol.1, no.5, 2008.
- [54] Hall, M.A., Correlation-based Feature Selection for Discrete and Numeric Class Machine Learning, *ICML '00 Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning*, San Francisco, CA, USA, s.359-366, 2000.
- [55] Kira, K., Rendell, L.A., The feature selection problem: traditional methods and a new algorithm, a comparative study on feature selection in text categorization, *AAAI'92 Proceedings of the tenth national conference on Artificial intelligence*, San Jose, California, s.129-134, 12-16 Temmuz, 1992.
- [56] Yang, Y., Pedersen, J.O., A Comparative Study on Feature Selection in Text Categorization, *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Machine Learning*, Nashville, Amerika s.412-420, 1997.
- [57] Karegowda, A.G., Manjunath, A. S., Jayaram, M.A., Comparative study of attribute selection using gain ratio and correlation based feature selection, *International Journal of Information Technology and Knowledge Management*, vol.2, no.2, s.271-277, 2010.

- [58] Kim, H., Kim, I., Human Activity Recognition as Time-Series Analysis, *Mathematical Problems in Engineering*, vol.2015, 2015.
- [59] Breiman, L., Random Forests, *Machine Learning*, vol.55, no.1, s.5-32, 2001.
- [60] Mennitt, D., Sherrill, K., Fristrup, K., A geospatial model of ambient sound pressure levels in the contiguous United States, *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol.135, no.5, s.2746-2764, 2014.
- [61] Erdaş, Ç.B., Atasoy, I., Açııcı, K., Oğul, H., Integrating features for accelerometer-based activity recognition, *Procedia Computer Science*, vol.98, s.522-527, 2016.
- [62] Cortes, C., Vapnik, V., Support-Vector Networks, *Machine Learning*, vol.20, no.3, s.273-297, 1995.
- [63] Davis, L., Hawkins, J., Maetschke, S., Boden, M., Comparing SVM sequence kernels: a protein subcellular localization theme, *WISB '06 Proceedings of the 2006 workshop on Intelligent systems for bioinformatics*, Hobart, Avusturalya, vol.73, s.39-47, 2006.
- [64] Leslie, C., Kuang, R., Fast String Kernels using Inexact Matching for Protein Sequences, *The Journal of Machine Learning Research*, vol.5, s.1435-1455, 2004.
- [65] Quinlan, J. R., *C4.5: Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [66] Kotsiantis, S.B., Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques, *Informatica*, s.249-268, 2007.
- [67] HASTIE, Trevor, TİBŞİRANİ, Robert, FRIEDMAN, Jerome *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction* 2nd edition, New York: Springer, 2009.
- [68] Reyzin, L., Schapire, R.E., How Boosting the Margin Can Also Boost Classifier Complexity, *ICML'06: Proceedings of the 23rd international conference on Machine Learning*, s.753-760, Pittsburgh, Pennsylvania, USA, 25-29 Temmuz, 2006.
- [69] Casale, P., Pujol, O., Radeva, P., Activity Recognition from Accelerometer Data Using Wearable Device, *Personal and Ubiquitous Computing*, vol.6669, s.289-296, 2011.
- [70] Açııcı, K., Erdaş, Ç.B., Aşuroğlu, T., Kılınç, Toprak, M., Erdem, H., Oğul, H., Wearable Solutions for Parkinson's Disease Monitoring, *10th International Symposium on Health Informatics and Bioinformatics, (HIBIT): METU Northern Cyprus Campus-Kıbrıs*, 28-30 Haziran, 2017.

- [71] Ođul, H., Erdař, .B., Aıcı, K., Ařurođlu, T., HANDY: A benchmark set for mobile context-awareness, 7th ACM Conference on Digital Health, Londra-İngiltere; 02-05 Temmuz, 2017.
- [72] Aıcı, K., Erdař, .B., Ařurođlu, Ođul, H., Context-awareness via wrist-worn motion sensors, IET Biometrics, (deđerlendirme ařamasında).