

**T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**İNSAN AKTİVİTELERİNİN GİYİLEBİLİR SENSÖRLER İLE ÖZELLİK ÇIKARIMI
YAPILMADAN SINIFLANDIRILMASI**

ONUR CAN KURBAN

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK VE HABERLEŞME MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ELEKTRONİK PROGRAMI**

**DANIŞMAN
PROF. DR. TÜLAY YILDIRIM**

İSTANBUL, 2014

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**GIYİLEBİLİR SENSÖRLER İLE ÖZELLİK ÇIKARIMI YAPILMAKSIZIN İNSAN
AKTİVİTELERİNİN SINIFLANDIRILMASI**

Onur Can KURBAN tarafından hazırlanan tez çalışması 03.02.2014 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Prof. Dr. Tülay YILDIRIM
Yıldız Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Tülay YILDIRIM
Yıldız Teknik Üniversitesi

Yrd.Doç. Dr. Nihan KAHRAMAN
Yıldız Teknik Üniversitesi

Yrd.Doç. Dr. Sırma YAVUZ
Yıldız Teknik Üniversitesi

ÖNSÖZ

Öncelikle bu tezin hazırlanmasında bilgi ve tecrübeleri ile bana yol gösteren, yardımlarını esirgemeyen saygıdeğer danışman hocam Prof. Dr. Tülay YILDIRIM'a teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca, tez çalışmam boyunca takıldığım konularda, uygulama ve yazılım hakkında sorularımı dinleyip bana yardımcı olan saygıdeğer hocam Yrd. Doç. Dr. Bülent BOLAT'a da yardımlarından dolayı teşekkür ederim.

Yine bu çalışmam boyunca hareket verilerinin alınmasında yazılım sürecinde yardım ve desteğini esirgemeyen arkadaşım Emrah BAŞARAN'a, hareket verilerinin alınmasında gönüllü olarak katılan ve yardımlarını esirgemeyen araştırma görevlisi çalışma arkadaşlarıma ve yine gönüllü olarak katılan öğrencilere,

Eğitimimde her zaman bana en iyisine ulaşmam için gayret eden, maddi ve manevi destekleri ile her zaman yanımda olan saygıdeğer ve sevgili ailem Seriha ve Mustafa KURBAN'a, tecrübeleri ile beni yönlendiren ablam Dr. Banu ÖZDEMİR'e, ve bu çalışmam boyunca bana manevi olarak destek veren nişanlım Derya GÜRLER'e gönülden sonsuz teşekkürlerimi sunar, hayat boyu başarı ve huzurun beraberlerinde olmasını dilerim.

Ve bu çalışma sürecinde vefat eden dedelerim Mehmet KURBAN ve Abdullah KULAKSIZ'a da çocukluğumdan bu yana bana verdikleri desteklerden ötürü sonsuz saygı ve sevgimi sunuyorum.

Şubat,2014

Onur Can KURBAN

İÇİNDEKİLER

	SAYFA
SİMGE LİSTESİ	vi
KISALTMA LİSTESİ	vii
ŞEKİL LİSTESİ.....	viii
ÇİZELGE LİSTESİ	x
ÖZET	xi
ABSTRACT	xiii
BÖLÜM 1.....	1
GİRİŞ.....	1
1.1 Literatür Özeti	1
1.2 Tezin Amacı	3
1.3 Orijinal Katkı.....	4
BÖLÜM 2.....	6
DONANIMSAL SİSTEM.....	6
2.1 İvme Sensörü	7
2.2 eZ430-Chronos Geliştirme Kiti	9
2.2.1 Geliştirme Kitinin Özellikleri	10
2.3 İvme Sensöründen Alınan Verilerin Okunması	12
2.4 Kablosuz (RF) Veri Gönderilmesi.....	13
2.4.1 RF Alıcı ve Vericileri	13
2.4.2 RF İletimde Yaşanan Problemler	15
2.5 Alınan Verilerin Kaydedilmesi	16
BÖLÜM 3.....	17
AKTİVİTELERİN BELİRLENMESİ VE VERİLERİN TOPLANMASI.....	17
3.1 Aktivite Türleri	17
3.2 İşaret Alınacak Uzuvar.....	18

3.3 Katılan Gönüllü Profilleri ve Koreografik Düzen	20
BÖLÜM 4.....	25
TOPLANAN VERİLERİN İŞLENMESİ	25
4.1 Alınan Verilerin Kaydedilmesi ve İşlenmesi	25
4.1.1 Okunan Veriler Üzerindeki Kayıpların Düzenlenmesi.....	25
4.1.2 İnterpolasyon.....	26
4.1.3 İnterpolasyon Uygulanmış Veriler	27
4.2 Pencereleme İşlemi ile Hareket Örneklerinin Çıkartılması	31
4.3 Örneklerin Gruplandırılması ve Veri Kümelerinin Oluşturulması	33
4.3.1 Veri Kümelerinin Oluşturulması	33
4.3.2 Birinci Grup Veri Kümesi.....	33
4.3.3 İkinci Grup Veri Kümeleri.....	34
4.3.4 Normalizasyon	34
BÖLÜM 5.....	36
KULLANILAN YÖNTEMLER VE ALGORİTMALAR.....	36
5.1 Boyut İndirgenmesi.....	36
5.1.1 Temel Bileşen Analizi (TBA)	36
5.2 Sınıflandırma Metodları	38
5.2.1 ÇKA Algoritması	38
5.2.2 DVM Algoritması.....	39
5.2.3 Radyal Tabanlı Fonksiyon	41
5.2.4 Naive Bayes Sınıflayıcısı	42
BÖLÜM 6.....	43
SONUÇ VE ÖNERİLER	43
6.1 Sınıflandırma Başarıları	43
6.1.1 ÇKA Sınıflama Başarısı	43
6.1.2 DVM Sınıflama Başarısı.....	45
6.1.3 RTF Sınıflama Başarısı	46
6.1.4 Naive Bayes Sınıflama Başarısı	47
6.2 Yapılan Çalışmalar ile Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması	49
6.3 Sonuçların Yorumlanması ve Öneriler	51
KAYNAKLAR	53
ÖZGEÇMİŞ.....	56

SİMGE LİSTESİ

A	Eksen çıkışı
b	Bias değeri
C	Kovaryans matrisi
d	Beklenen çıkış değeri
$F(x)$	Orijinal fonksiyon
$F_i(x)$	İnterpolasyon ile hesaplanan fonksiyon
g	Yer çekimi
K	Kernel fonksiyonu
$P(x)$	Olasılık fonksiyonu
v	Özvektörler
w	Giriş ağırlıkları
W	İzdüşüm matrisi
x	Giriş vektörleri
X_0	Fonksiyonun bilinen ilk değeri
X_1	Bilinen bilinen son değeri
y	Çıkış vektörü
θ	X eksenine göre açı değişimi Y eksenine göre açı değişimi
ϕ	Z eksenine göre açı değişimi
λ	Kovaryans özdeğeri
ϕ	Aktivasyon fonksiyonu
Δw	Ağırlık değişimi
σ	Yayılım parametresi
μ	Nöron merkezi

KISALTMA LİSTESİ

ACC	Accelerometer
CCS	Code Composer Studio
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
DVM	Destek Vektör Makinesi
EEG	Elektro Ensefalo Gram
EKG	Elektro Kardiyo Gram
GMM	Gaussian Markov Model
HMM	Hidden Markov Model
IAR	Gömülü Sistem Programlayıcısı
MEMS	Mikro-Elektro Mekanik Sistemler
RF	Radyo Frekansı
RTF	Radial Tabanlı Fonksiyon
TBA	Temel Bileşen Analizi

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2. 1 Sistemin genel yapısı	7
Şekil 2. 2 İvmeölçerin temsili içyapısı.....	7
Şekil 2. 3 Entegre MEMS ivmeölçer sensörlerinin temsili gösterimi	8
Şekil 2. 4 Örnek referans düzlemi gösterimi [22]	8
Şekil 2. 5 Kullanılan ivme sensörü için alınan referans düzlemi	9
Şekil 2. 6 Chronos geliştirme kiti.....	10
Şekil 2. 7 Chronos RF alıcı ve programlayıcı kitleri.....	11
Şekil 2. 8 Chronos menü akış diyagramı	11
Şekil 2. 9 Chronos içyapısına ait birimlerin gösterimi	12
Şekil 2. 10 Control Center programına ait görseller	15
Şekil 3. 1 Sensörlerin bel, el bileği ve dize giydirilmesinin gösterimi.....	19
Şekil 3. 2 Oturma ve kalkma hareketinin gösterimi.....	21
Şekil 3. 3 Yürüme hareketinin gösterimi.....	22
Şekil 3. 4 Zıplama hareketinin gösterimi.....	23
Şekil 3. 5 Düşme hareketinin gösterimi	24
Şekil 4. 1 Toplanan verilerin işlenmesi süreci	25
Şekil 4. 2 İnterpolasyon ile değer uydurma eğrisi gösterimi [29]	27
Şekil 4. 3 İnterpolasyon uygulanmadan önceki kayıplı işaret grafiği.....	28
Şekil 4. 4 İnterpolasyon uygulandıktan sonraki düzenlenmiş işaret grafiği.....	28
Şekil 4. 5 İnterpolasyon uygulanmadan önceki kayıplı işaret grafiği.....	29
Şekil 4. 6 İnterpolasyon uygulandıktan sonraki düzenlenmiş işaret grafiği.....	29
Şekil 4. 7 Bilekten alınan kayıplı işaretin interpolasyon uygulanmadan önceki grafiği..	30
Şekil 4. 8 Bilekten alınan kayıplı işaretin interpolasyon uygulanmasından sonraki grafiği	30
Şekil 4. 9 Dizden alınan kayıplı işaretin interpolasyon uygulanmadan önceki grafiği ...	31
Şekil 4. 10 Dizden alınan kayıplı işaretin interpolasyon uygulanmasından sonraki grafiği	31
Şekil 4. 11 Bel sensöründen alınan zıplama hareketine ait bir pik noktasının tespiti ve pencerelenmesi.....	32
Şekil 4. 12 Bel sensöründen alınan düşme hareketine ait bir pik noktasının tespiti ve pencerelenmesi.....	32
Şekil 5. 1 TBA yöntemiyle 2 boyutlu verilerin tek boyuta indirgenmesine örnek resim [31]	37

Şekil 5. 2 ÇKA ağlarında kullanılan bir nöronun gelen yapısının ve çok katmanlı algılayıcı ağının temsili gösterimi [32]	39
Şekil 5. 3 İki veri grubu arasında olabilecek hiperdüzlemlerin tespitine dair temsili gösterim [34].....	40
Şekil 5. 4 Optimum Hiper-Düzleme ait temsili gösterim [34]	40
Şekil 5. 5 Birbiri içine giren gruplarda verilerin bir üst boyuta alınarak sınıflandırılmasının temsili gösterimi [34]	41
Şekil 5. 6 Radyal tabanlı fonksiyon ağının temel yapısı [35]	42

ÇİZELGE LİSTESİ

	Sayfa
Çizelge 4. 1 Bilekten alınan sensöre ait kayıplı veri örneği	27
Çizelge 4. 2 Bilekte bulunan sensöre ait kayıplı veri örneği	28
Çizelge 6. 1 ÇKA sonuçları	44
Çizelge 6. 2 ÇKA sınıflama süreci	44
Çizelge 6. 3 ÇKA'da üç sensörden alınan 75 özellik için karışıklık matrisi	45
Çizelge 6. 4 DVM'de üç sensörden alınan 100 özellik için karışıklık matrisi	45
Çizelge 6. 5 DVM sonuçları	46
Çizelge 6. 6 RTF'de üç sensörden alınan 75 özellik için karışıklık matrisi	47
Çizelge 6. 7 RTF sonuçları	47
Çizelge 6. 8 Naive Bayes'te üç sensörden alınan 75 özellik için karışıklık matrisi	48
Çizelge 6. 9 Naive Bayes sonuçları	48

İNSAN AKTİVİTELERİNİN GİYİLEBİLİR SENSÖRLER İLE ÖZELLİK ÇIKARIMI YAPILMADAN SINIFLANDIRILMASI

Onur Can KURBAN

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Tülay YILDIRIM

Son yıllarda teknolojik gelişmelerde en çok ilgi gören alanların başında insan-bilgisayar etkileşim sistemleri gelmektedir. Bu sistemler insanlara ait kişisel bilgilerin elde edilmesinde ve bu bilgilerle yönetilen otomatik sistemlerin geliştirilmesini amaçlamaktadır. Özellikle biyomedikal ve biyometrik temelli çalışmalar bu alanda ilerleme kaydetmektedir. Bu çalışma alanlarından biride insan aktivitelerinin sınıflandırılması işlemidir. Çalışma konusu olan insan aktiviteleri, gün içerisinde yapılan yürüme, oturma, kalkma, durma, koşma, zıplama gibi hareketlerin ve düşme gibi tehlikeli durumların tespitini içermektedir. Bu hareketlere ait bilgiler fiziksel rehabilitasyon tedavisi, duruş ve yürüyüş bozuklukları, akıllı ortamların geliştirilmesi gibi bir çok farklı uygulamada kullanılabilmektedir.

Yine bir diğer önemli çalışma alanı ise yaşlı insanlarda düşme durumunun tespit edilmesidir. Belli bir yaştan sonra düşmek ciddi yaralanmalara, sakatlıklara ve ölümlere sebep olabilmektedir. Tek başına yaşayan yaşlı insanlarda düşmenin engellenmesi veya düşme sonrası erken müdahale edilebilmesi hareket tespitinin önemli bir konusudur. Bu amaçla hareket tespiti için alınan sinyallerinden çeşitli özellikler çıkartılarak sınıflandırma yapılmaktadır.

Bu çalışmada, günlük insan aktiviteleri ve düşme hareketinin tespitine yönelik alınan veriler üzerinden özellik çıkarımı yapılmadan hızlı ve yüksek doğrulukta sonuç verebilecek bir sistem tasarımı yapılmaya çalışılmıştır.

Birinci bölümde, insan aktivitelerinin tespitine yönelik bilgilendirme yapılmış ve önceki çalışmaların içeriklerinden bahsedilmiştir. İkinci bölümde, tezde kullanılan donanım sistemin yapısından ve özelliklerinden bahsedilmiştir. Üçüncü bölümde, tespit edilecek aktivitelere ve ölçüm alınacak konumlara dair bilgiler verilmiştir. Dördüncü bölümde, toplanan hareket verilerinin işlenmesi ve veri kümelerinin oluşturulması anlatılmıştır. Beşinci bölümde, sınıflandırma işlemlerinde kullanılan algoritma ve metotlardan bahsedilmiştir. Altıncı bölümde ise sonuçlar değerlendirilmiş ve ileride yapılması ön görülen başarıyı arttırabilecek işlemler hakkında yorumlar yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Hareket Tespiti, İvme Sensörü, Düşme Tespiti, İnsan-Bilgisayar Etkileşimi.

**CLASSIFICATION OF HUMAN ACTIVITIES WITH WEARABLE SENSORS
WITHOUT FEATURE EXTRACTION**

Onur Can KURBAN

Department of Electronics and Communications Engineering

MSc. Thesis

Adviser: Prof. Dr. Tülay YILDIRIM

In recent years, human-computer interaction systems are become one of the most exciting areas in technological development. This systems, aims to obtain personal informations of people and development an automated systems managed by this informations. Especially, biometric and biomedical based studies are making progress in this area. The one of issue in this studies is classification of human daily activities. Classification of human daily activities aims to recognition basic daily movement like walking, sitting, standing, jumping, staying and dangerous situations like falling. Information of this movement can be used many diffirent applications such as physical rehabilitation treatment, diagnosis of posture and gait disorders and development of smart environments.

The another important study issue is recognition falling situation of old people. The falling may cause serious injuries, disabilities and death for old people. Prevention of falling or early intervention after falling is an important issue of motion recognition in older people live alone. For this reasons, signals, which taken to motion recognition, are classified made by extraction various features.

In this study, we have been studied a faster and higher accurate system design without features extraction about recognition of daily human activities and falling situation.

In first chapter, given some information about recognition of human activities and have been mentioned about previous studies. In second chapter, have been

mentioned the used hardware structure and properties of the system. In third chapter, given information about the measurement location and mentioned activities to be determined. In fourth chapter, processing of the collected motion datas and generated data sets have been described. In fifth chapter, mentioned about used methods and algorithms used in classification processes. And in sixth chapter, results evaluated and comments were made about envisaged future operations about operations that could increase the success.

Keywords: Motion Detection, Accelerometer Sensor, Fall Detection, Human-Computer Interaction.

1.1 Literatür Özeti

Teknolojinin gelişmesine bağlı olarak, otomatik sistemler günlük hayatımızda önemli birçok noktada kullanılır hale gelmiştir. Bu sistemler, günlük hayatımızda bizlere yardımcı olurken, güvenliğimizin ve sağlığımızın korunması noktasında da önemli görevler üstlenmiş durumdadır. Günlük aktivitelerin tespiti ve tanınması işlemi, son yıllarda ilgi gören ve insan-bilgisayar etkileşimine dair önemli bir araştırma alanı olmuştur [1].

Günlük aktivitelerin tespiti işlemi, insanların gün içerisinde yapmış oldukları bir kısım hareketlere ait verilerin toplanması ve bu verilerin işlenmesi ile yapılan hareketin tespit edilmesini amaçlamaktadır. Bu sistemler, güncel olarak fiziksel rehabilitasyon ve biyometrik analizlerde, duruş ve yürüyüş bozukluklarının tanınmasında, akıllı ortamların geliştirilmesinde ve en çok da yaşlı insanların düşmeye karşı korunmalarına yönelik uygulamalarda kullanılmaktadır [2]. Özellikle hareket tanıma sistemlerinin gelişmesinde etkili olan konu, kendini tam olarak koruyamayacak kadar yaşlanmış insanların, yaşadıkları ortamlarda yaşam kalitesini ve güvenliğini arttırmak olmuştur [3]. Çünkü düşmek, yaşlı insanlarda fiziksel ve psikolojik hasarlara sebep olabilecek ciddi bir sağlık problemidir. Düşme, yaşlı insanlarda travmaların büyük bir sebebini oluştururken dört yaşlı insandan birinin de ölümüne sebep olabilmektedir [4],[5],[6]. Yine yaşın ilerlemesine bağlı olarak düşmeler sonucunda oluşan kemik kırılması, yaşam kalitesini düşürmektedir [7]. Bu sebeplerden dolayı düşme önemli bir sosyal mesele olmaktadır [7].

Düşme hareketinin otomatik tespiti, medikal müdahale süresinin kısılmasına ve buna bağlı olarak ölüm oranlarının azalmasına veya oluşabilecek fiziki ve psikolojik hasarların daha aza indirilmesine destek sağlamaktadır [8].

Günlük hareketlere ait veriler, EKG ve EEG cihazlarında olduğu gibi bazı sensör veya kurulu sistemler ile toplanabilmektedir [9]. Bu ölçümler için tüm vücut hareket yakalama sistemleri, ultrasonik sensörler veya giyilebilir ataletsel sistemler kullanılmaktadır. Ancak bu sistemler, vücudun genel hareketine dair bilgi verebilse de, detaylı analiz yapabilme imkânı sağlayamamaktadır [10]. Bir diğer yöntem ise, Vicon kamera görüntüleri ile hareket tanıma sistemidir. Bu sistemler ile dinamik ve yüksek doğrulukta sonuçlar elde edilse de, görüntü alanının dar olması, fazla karmaşık sistemler içermesi ve pahalı olması sebebiyle uygulanabilirliği kolay olmamaktadır [10],[11].

Bu bahsedilen sistemler yerine ivme sensörü kullanıldığında ise oldukça kullanışlı olduğu görülmektedir [12]. 3- eksenli ivme sensörleri küçük boyutları, giyilebilir olması, non-invazif olması, düşük maliyetleri, sayısal ölçüm alınabilir olması ve gerçek yaşam ortamlarında kullanılabilir olması sebebiyle oldukça kullanışlıdır [13],[14]. İvme sensörleri birçok uygulamada başarıyla kullanılabildiği gibi ivme ve yerçekimine bağlı olarak yürüyüş, duruş, fiziksel aktivitelerin izlenmesinde ve kas hareketlerinin izlenmesi gibi vücut hareketlerinin ölçümünde başarıyla kullanılabilmektedir [11],[15].

MEMS ivmeölçerler, özellikle kablosuz iletişim teknolojisi sayesinde ergonomik ve giyilebilir olarak kullanılabilmekte ve insanların normal günlük aktivitelerinin takip edilmesinde ve tanınmasında etkili biçimde kullanılabilmektedir [3]. Kol, bacak, bel, göğüs, el ve ayak bileği gibi konumlara giyilebilir bu sensörler ile günlük hareketlere dair güçlü sinyaller sağlanabilmektedir [13].

İvme sensörleri ile bugüne kadar hareket tespiti üzerinde çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Yürüme, koşma, dinlenme, oturma, kalkma, zıplama, özel iş hareketleri ve günlük yaşam hareketlerinin yanı sıra, yukarıda bahsedilen sebeplerden yola çıkarak düşme hareketinin tespiti üzerinde durulmuştur [9]. Şimdiye kadar yapılan çalışmalar temel olarak iki kolda ilerlemiştir.

Birinci çalışma kolu, hareketlerin gerçek zamanlı olarak giyilebilir bir cihaz üzerinden tespit edilebilmesidir [1]. Bu sistemlerde temel amaç, öncelikli olarak düşme hareketinin tespiti yönündedir. Düşme hareketini diğer hareketlerden ayırabilmek için alınan örnekler, belirli eşik değerlerine göre veya ön sınıflama işlemleri ile kendi içerisinde dinamik ve statik hareketler olarak ikiye ayrılmaktadır [16],[17]. Bu sayede düşme, yatma, durma gibi hareketler bir gruba alınırken, yürüme, oturma, kalkma, koşma gibi hareketler başka bir gruba alınabilmektedir. Farklı gruplara ayrılan hareketler ise son sınıflama işlemi ile tespit edilmektedir [16]. Bu tür sistemler, başarılı sonuçlar elde etmesine karşılık mobil cihazlardaki hafıza yetersizliği, iki farklı sınıflama işlemi yapılmasına bağlı olarak işlem sürecinin uzaması gibi dezavantajları bulunmaktadır.

İkinci tür çalışma kolu ise alınan verilerin kablosuz olarak bir ana bilgisayar merkezine iletilerek yine belirli eşik değerleriyle, patern tanıma sistemi veya yapay zekâ yöntemleri ile sınıflandırılarak tespit edilmesidir [9],[12],[16]. Bu çalışmalarda, doğruluk oranları mobil ölçümlere oranla daha güvenilir ve yüksek başarılı sonuçlar vermektedir [1],[18],[19].

Günlük hareketlerin tanınmasında kullanılan teknikler ve doğruluk oranı kadar kullanım kolaylığı ve konforu da çalışmalarda göz önüne alınmıştır. Bu amaçla, 3-eksenli 1 ivme sensörü ile veri toplama işlemi üzerinde yoğunlaşmıştır [15]. Ancak, 3-eksenli 1 ivme sensörü ile yapılan çalışmalarda sensörün giyildiği konuma göre, belirli uzuv hareketlerine ait verilerin toplanmasında yetersiz kaldığı görülmüştür [20]. Bu eksikliğe bağlı olarak düşebilecek sınıflama başarısını arttırmak amacıyla, frekans ve zaman ekseninde farklı özellik çıkartma yöntemleri kullanılmıştır [19].

1.2 Tezin Amacı

Bu tezin hazırlanma amacı, yukarıda anlatılan yürüme, oturma, kalkma, zıplama, koşma, durma gibi günlük hareketleri ve düşme gibi tehlikeli hareketlerin tespitini yapabilecek farklı, hızlı ve güvenilir bir sistem oluşturmaktır.

EKG veya EEG işaretleri kişilerin sağlık durumu hakkında bilgi verebildiği gibi günlük yapılan hareketlerde ölçülebilir işaretler oluşturmakta ve hareketlerin tanınmasında

kullanılabilmektedir. Özellikle yaşı insanların düşme sonucu aldığı darbe ve yaralanmalar o kişiler üzerinde psikolojik ve fiziksel sıkıntılara sebep olmaktadır. Bu sebeple hem hareketlerin tanınmasında hem de düşme hareketinin tespitinde etkili, hızlı ve güvenilir olabilecek bir sistem tasarlanması bu tezin amacını oluşturmaktadır.

1.3 Orijinal Katkı

Bu zamana kadar yapılan çalışmalarda birçok farklı yapı kullanılmıştır. Hareketlere yönelik farklı özellikler çıkartılarak veya belirli eşik seviyeleri elde edilerek sınıflama yöntemleri ile hareketler tanınmaya çalışılmıştır.

Bu çalışmada, ölçüm esnasında hareketlerin kısıtlanmaması ve hareket doğallığının bozulmaması için kablosuz iletişim yapabilen ve Mikro Elektro-Mekanik Sistem (MEMS) ivme sensörleri içeren ölçüm kitleri kullanılmaktadır. Kablosuz iletişim ile alınan hareket verileri, öncelikle oluşan gürültü ve parazitlerin düzenlenmesi için interpolasyon işleminden geçirilmekte, sonra normalize edilmektedir. Düzenlenen veriler, daha önceki yapılan çalışmalardan farklı olarak, özellik çıkarımı yapılmaksızın Temel Bileşen Analizi (TBA) ile özellik azaltma işlemine tabi tutulmaktadır. Yine TBA ile azaltılarak elde edilen verilerin, hangi azaltma oranında daha başarılı olduğunu tespit edebilmek için farklı boyutlarında veri kümeleri oluşturulmaktadır.

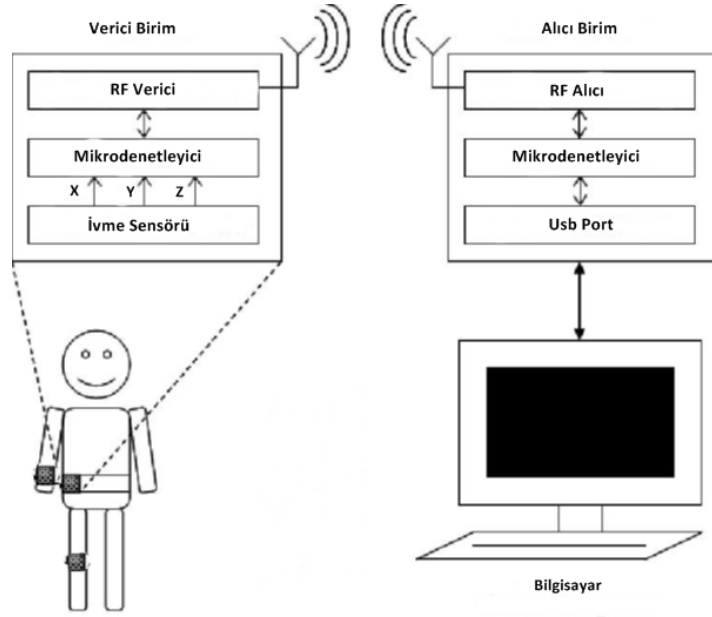
Verilerin toplanmasında bir diğer önemli nokta ise hareketin alınacağı vücut konumudur. [19] ve [20]'de, kullanım konforu ve hareket tespitinin doğruluğu için hareketin alınacağı konumun tercihinin önemli olacağı belirtilmişti. Bu çalışmada, daha önceki çalışmalarda ağırlıklı olarak tercih edilen bel, el bileği ve diz konumlarının herbirinden aynı harekete ait veriler toplanarak konumlar arası başarı kıyaslanmaktadır. Ayrıca üç farklı konuma ait başarı oranları incelenerek, özellikle yaşı insanların günlük kullanımlarında, kullanım konforunu arttırmak amacıyla, konumlar arası yer değişiminin uygunluğu da incelenmektedir. Bu sayede giyilebilir donanımın, yapılan hareket yoğunluğuna bağlı olarak konumunun değişebileceği ve kullanım kolaylığı sağlayıp sağlayamayacağı araştırılmaktadır.

En son olarak, TBA ile düzenlenen veri kümelerinin başarılarını görebilmek için dört farklı sınıflama yöntemi seçilerek tespit hızı ve elde edilen veri kümelerinin doğruluk oranları incelenmektedir.

DONANIMSAL SİSTEM

Hareket analizi işlemi son yıllarda oldukça ilgi gören ve üzerinde araştırma yapılan bir çalışma alanıdır. Hareket tespiti ve sınıflaması yapabilmek için farklı birçok görsel ve donanımsal sistemler denenmektedir. Görsel tabanlı sistemler bu alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak aydınlatma yetersizliği, görüntüyü engelleyici cisimler ve doğal ortama bağlı sebeplerden dolayı yetersiz kalmaktadırlar. Özellikle ev gibi kapalı ortamlarda gezinme sırasında bu işlem tamamen imkânsız hale gelmektedir [2]. Bunun yerine ivme sensörlü sistemler hareket tespiti ve analizi işlemlerinde daha kullanışlı olmaktadır. Bu sensörlerin küçük boyutlu ve hafif olması, vücuda veya kıyafete sabitlenerek giyilebilir olması, düşük maliyetli olması ve hareket konforunu etkilememesi ivme sensörlü sistemlerin tercih edilmesini sağlamaktadır [2]. Bu bölümde, ölçüm işlemlerinde kullanılan donanımsal sistem açıklanmaktadır.

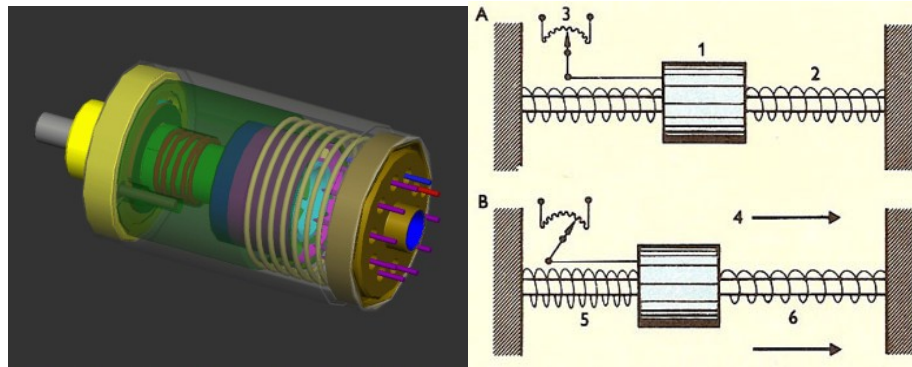
Şekil 2.1’de sistemin genel yapısı gösterilmekte olup bu bölümde bu yapının bileşenleri anlatılmaktadır.



Şekil 2. 1 Sistemin genel yapısı

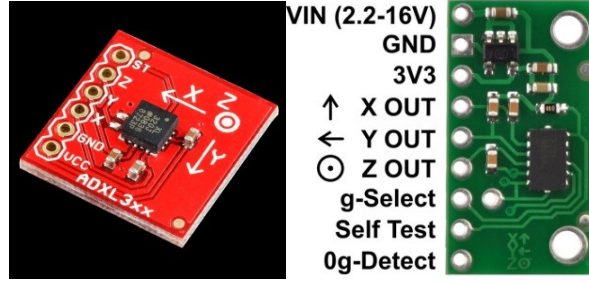
2.1 İvme Sensörü

İvme sensörü, Şekil 2.2'deki gibi belirli bir yönde değişen veya titreşen hareketlerin ivmelerinin ölçümünü yapmaktadır. İvme sensörü, içerisinde bulunan test kütesinin yerçekimi kuvvetine ($g=9,8 \text{ m/s}^2$) olan değişim oranı ile ivme ölçümü yapmaktadır. Başka bir ifade ile ivme sensörü, içerisinde bulunan test kütesinin hareketi sonucunda oluşan mekanik hareketi elektriksel bir sinyale çevirmektedir [21].



Şekil 2. 2 İvmeölçerin temsili içyapısı

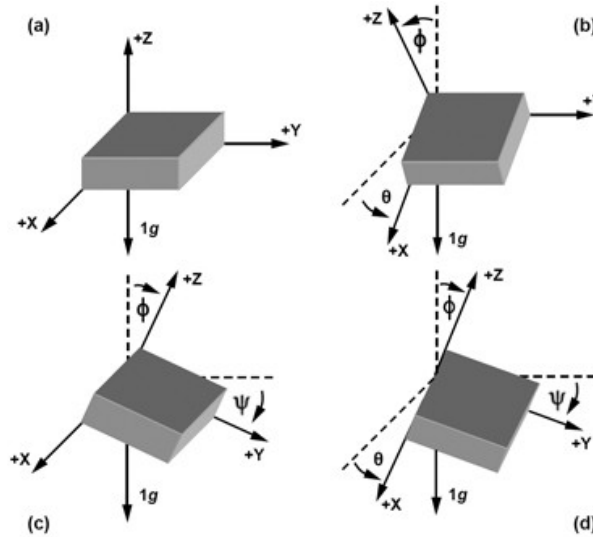
Hareket analizi ve tespiti işlemlerinde kızılötesi sensör, eğim sensörü, piezoelektrik ivmeölçer gibi sensörler kullanılmıştır. Ancak modern ivme sensörleri gürültü oranları oldukça düşük ve devrelere entegre olmaları sebebiyle etkin olarak kullanılabilen oldukça küçük Şekil 2.3'te gösterilen MEMS (Mikro Elektro-Mekanik Sistemler) sensörleridir [9].



Şekil 2. 3 Entegre MEMS ivmeölçer sensörlerinin temsili gösterimi

İvme sensörleri eksen ölçümlerine göre 1-eksenli, 2-eksenli ve 3-eksenli olarak bulunabilmektedir. Bu sensörler endüstri, mühendislik ve biyolojik uygulamalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Bunlardan en sık kullanılan alanlardan birisi de insan aktivitelerinin tespiti ve tanınması işlemidir. İnsana ait günlük hareketlerden olan yürüme, koşma, oturma, kalkma, düşme gibi birçok hareketin tespitinde yüksek frekans ölçümlü ($>10\text{Hz}$) 1-eksenli ve 3-eksenli sensörler tercih edilmektedir [21].

3-eksende eğimin tespitinde kullanılan metotlardan birisi de, Şekil 2.4’de gösterildiği gibi referans konumuna göre açı değişimini tespit etmektir. Referans noktası cihazın tipik bir konumuna göre belirlenir. Örnek olarak X ve Y eksenleri yatay düzlemde (0 g alanında), Z eksenine ise dikey düzlemde (1 g alanında) olarak seçilebilir.



Şekil 2. 4 Örnek referans düzlemi gösterimi [22]

Şekil 2.4 incelenecek olursa, θ X eksenine ait açı değişimini, ψ Y eksenine ait açı değişimini ve ϕ ise Z eksenine ait açı değişimini ifade etmektedir. Başlangıç

durumunda, X ve Y eksenlerinde 0° açısında 0 g yerçekimi etkisi olurken, Z ekseninde 0° açısında 1 g yerçekimi etkisi oluşmaktadır.

Eğim açılarının hesaplanması ise temel trigonometri ile aşağıdaki (2.1), (2.2) ve (2.3) numaralı denklemler ile yapılmaktadır.

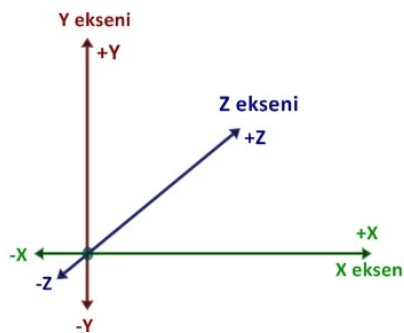
$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{A_{Xout}}{\sqrt{A_{Yout}^2 + A_{Zout}^2}} \right) \quad (2.1)$$

$$\psi = \tan^{-1} \left(\frac{A_{Yout}}{\sqrt{A_{Xout}^2 + A_{Zout}^2}} \right) \quad (2.2)$$

$$\phi = \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{A_{Xout}^2 + A_{Yout}^2}}{A_{Zout}} \right) \quad (2.3)$$

Başlangıç pozisyonu Z ekseninde 1 g olduğu için (2.3) denklemi ters hesaplanmaktadır. Pozitif yönde açı değişiminde hareket bilgisi pozitif olurken, negatif yönde açı değişimi olmasında hareket bilgisi negatif olmaktadır [22].

Yapılan çalışmada kullanılan ivme sensörü için referans noktası Şekil 2.5’de gösterildiği gibi Y eksenini olarak alınmıştır.

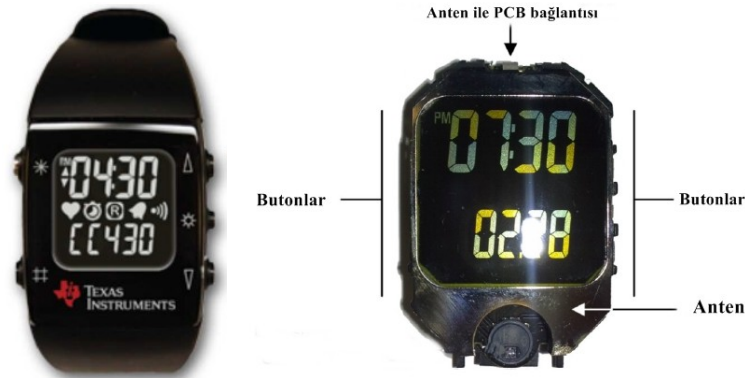


Şekil 2. 5 Kullanılan ivme sensörü için alınan referans düzlemi

2.2 eZ430-Chronos Geliştirme Kiti

Şekil 2.6’da gösterilen eZ430-Chronos geliştirme kiti, Texas Instruments firması tarafından geliştirilen entegre, giyilebilir ve kablosuz haberleşme yapabilen MSP430

mikro denetleyicisi tabanlı bir yazılım geliştirme sistemidir. Chronos geliştirme kitinin içerisinde denetleyici, sensörler, kablosuz haberleşme alıcı vericileri içermesi ve giyilebilir bir saat şeklinde tasarlanmış olması, hem donanımsal olarak hem de fiziksel olarak kullanım kolaylığı sağlamaktadır [23].



Şekil 2. 6 Chronos geliştirme kiti

2.2.1 Geliştirme Kitinin Özellikleri

Chronos geliştirme kiti, 96 segment LCD ekran, entegre basınç sensörü, hareket kontrolü için 3-eksenli ivme ölçme sensörü, sıcaklık sensörü ve batarya voltaj ölçüm sistemi içermekle beraber, bu bilgilerin kablosuz olarak iletilmesini sağlayan RF verici birimini de içermektedir. Ayrıca buna ek olarak, RF iletimi ile gönderilen verilerin alınmasını sağlayan USB girişli CC1111 RF alıcı ara birimi bulunmaktadır. Chronos, kullanılacak kablosuz uygulamaların yapısına göre yeniden programlanabilmektedir. Bunun için ayrıca bir programlama kiti de yer almaktadır [23].

Kit yazılımlarının yeniden programlanabilmesi için CCS veya IAR programlarına uygun kodlar da sistem içerisinde kullanıcıya sunulmuştur. Bu program kodları, kendi içerisinde iki farklı özellikte sunulmaktadır. Birincisi, CCS ve IAR programlarının tam sürümleri için uygun olan programlama kodları, ikincisi ise CCS ve IAR programlarının kısıtlı sürümleri için uygun olan kısıtlı programlama kodlarıdır. Tam sürüme ait kodlar tamamıyla yeniden programlanabilirken, kısıtlı sürüme ait kodlarda sınırlı kod düzenlemesi yapılabilmektedir.

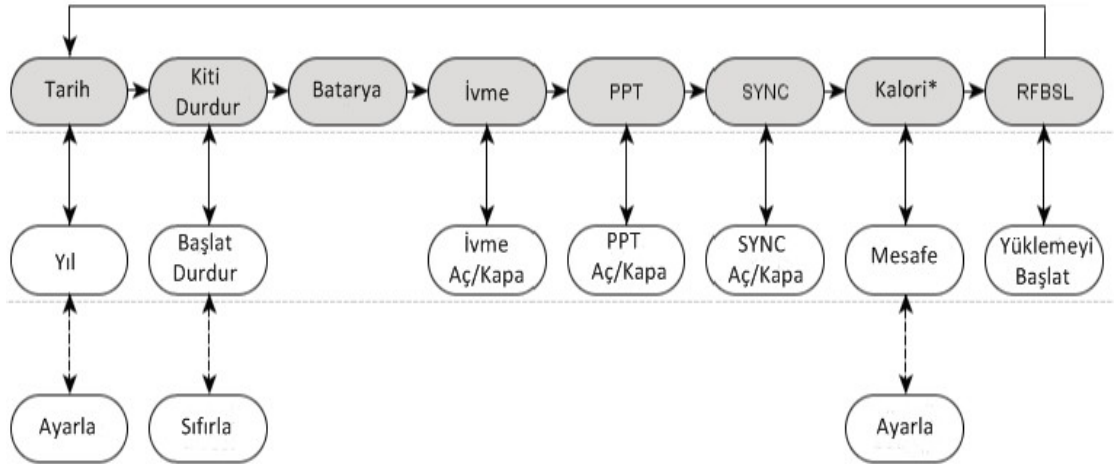
Bilgisayar bağlantısı Şekil 2.7'de gösterilen RF alıcı kiti üzerinden sağlanmaktadır. Kite gelen bilgilerin okunması için Windows ve Linux'a uyumlu programlar, gönderilen

yazılım paketinde yer almaktadır. Buna ek olarak, alıcıya gelen bilgilerin kullanıcıya ait programlar tarafından okunabilmesi için haberleşme protokolüne ait iletişim kodları da sunulmaktadır.



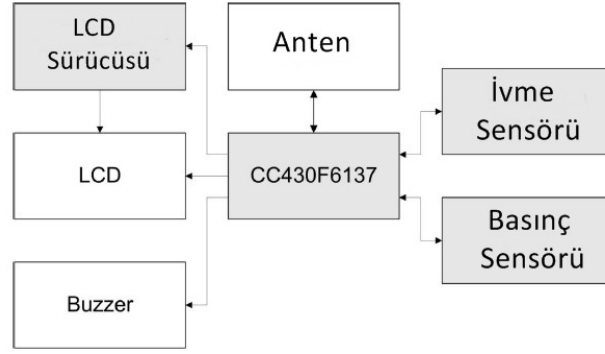
Şekil 2. 7 Chronos RF alıcı ve programlayıcı kitleri

Chronos kitine ait menü akışı Şekil 2.8’de iç yapısına ait birimler ise Şekil 2.9’da gösterilmektedir.



Şekil 2. 8 Chronos menü akış diyagramı

Menü içerisindeki ACC seçeneği üzerinden ivme sensörü aktif edilebilmektedir. İvme sensörünün aktif edilmesine bağlı olarak RF vericisi de aktif duruma getirilmekte ve okunan XYZ eksen verileri alıcı kite iletilmektedir.



Şekil 2. 9 Chronos içyapısına ait birimlerin gösterimi

2.3 İvme Sensöründen Alınan Verilerin Okunması

Chronos kitinde, entegre olarak 2mmx2mm boyutunda CMA3000 3-eksenli ivme sensörü kullanılmaktadır. X_{OUT} , Y_{OUT} ve Z_{OUT} pinleri üzerinden dijital çıkış verebilen sensör 100Hz ve 400Hz örnekleme yapabilmektedir [24]. Kit içerisinde ise örnekleme hızı olarak 100Hz kullanılmaktadır.

Chronos menüsü üzerindeki ACC menüsü ile ivme sensörü aktif hale getirilmektedir. Sensör üzerinden okunan veriler, denetleyiciye aktarılarak arabelleğe kaydedilmektedir. Arabelleğe kaydedilen veriler, 4 Byte'lık paketler haline getirilerek RF verici üzerinden kablosuz olarak gönderilmektedir.

Bu 4 byte'lık veri paketinin ilk üç byte'ı Z-ekseni ivme değeri, Y-ekseni ivme değeri ve X-ekseni ivme değeri bilgilerini içermektedir. Son byte ise kit içerisinde sensörün kullanıldığı moda ait fonksiyon bilgisi içermektedir. Gönderilen veri paketleri aşağıdaki gibi oluşturulmaktadır.

- byte3 = Z-Eksenli ivme değeri
- byte2 = Y-Eksenli ivme değeri
- byte1 = X-Eksenli ivme değeri
- byte0 = 0x11 → Sol fare tıklaması (Acc modu)
- byte0 = 0x21 → Sol fare çift tıklama (Acc modu)
- byte0 = 0x31 → Sağ fare tıklaması (Acc modu)
- byte0 = 0x12 → Buton * (ppt modu)

- byte0 = 0x22 → Buton # (ppt modu)
- byte0 = 0x32 → Buton ↑ (ppt modu)
- byte0 = 0xFF → Veri değişimi olmadı

Her eksene ait bilgiler 8 bit veri içermektedir. Bu 8 bitin 1 biti, ivmenin negatif ya da pozitif yönde değişimini belirten işaret biti olarak, diğer 7 bit ise ivme bilgisi olarak aktarılmaktadır. Yani her bir XYZ eksen verileri -128,+127 sayı aralığında nümerik değerler olarak kaydedilmekte ve 3-eksende de oluşan hareket değişimleri nümerik olarak tespit edilebilmektedir. Alınan bu bilgilerin iletilmesi ve işlenmesi ile hareket değişimleri ve karakteristikleri incelenebilmektedir.

Ancak, Chronos yazılımı içerisinde oluşturulan her üç veri paketinden bir tanesi arabelleğe kaydedilerek RF vericiye iletilmektedir. Bu da sensör üzerinden 100Hz ile okunan verilerin 33Hz ile gönderildiğini göstermektedir. Yazılım içerisinde bu kısım yeniden programlanarak sensör üzerinden alınan her veri paketi RF verici üzerine aktarılabilen ve bu sayede 100Hz örnekleme ile alınan verilerin tamamı kablosuz iletişim ile alıcıya gönderilebilmektedir.

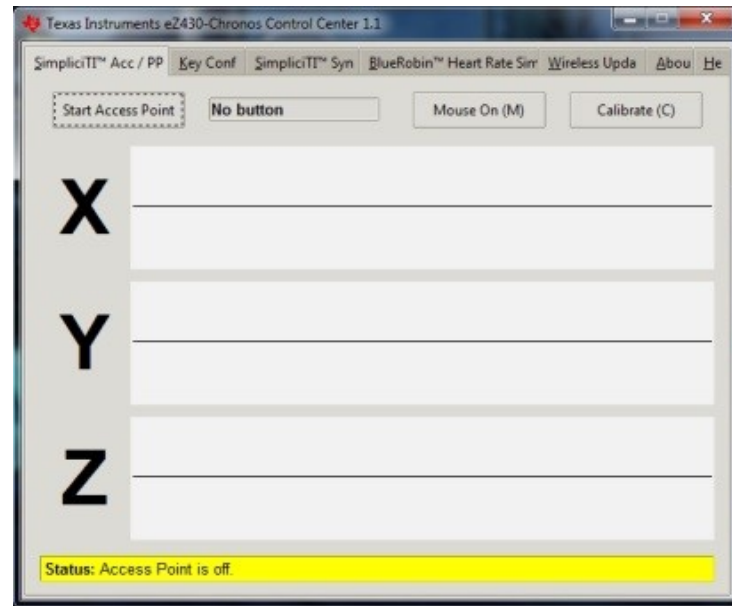
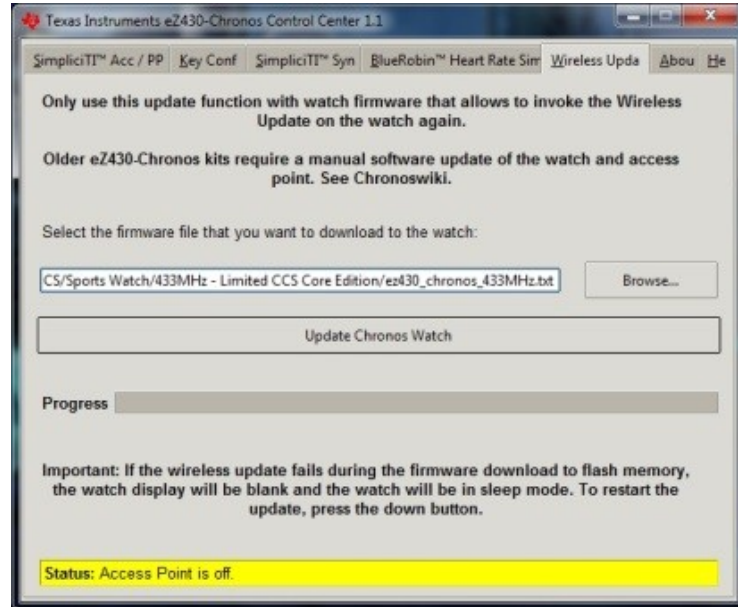
2.4 Kablosuz (RF) Veri Gönderilmesi

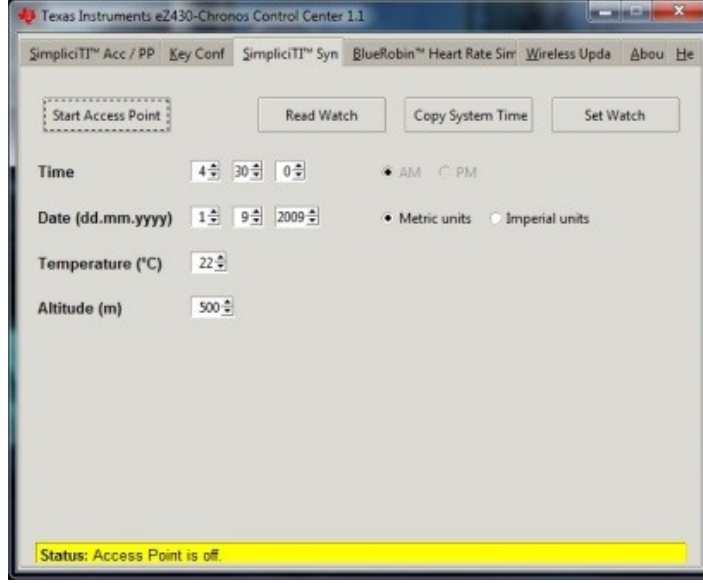
2.4.1 RF Alıcı ve Vericileri

eZ430 Chronos kitleri, MSP430 mikro denetleyiciye entegre olarak 1GHz frekansın altında çalışan RF alıcısı ve vericisi içermektedir. RF alıcı ve verici ile sensörlerden alınan veriler, kablosuz olarak bilgisayara gönderilebilmekte, aynı zamanda yazılımlarda yapılan değişiklikler de kablosuz olarak mikro denetleyiciye yüklenebilmektedir. Üretici firma olan Texas Instruments tarafından gönderilen ve Şekil 2.10'da gösterilen Control Center bilgisayar arayüzü ile sensörlerden alınan veriler izlenebilmekte ve mikro denetleyici yeniden programlanabilmektedir.

Chronos kiti üzerindeki vericiden gönderilen veriler RF alıcı kitin arabelleğine kaydedilmektedir. Her yeni gelen veride bir önceki kaydedilen veri silinmektedir. Bilgisayar programından, veri okuma komutu gelmesi halinde arabellekte kayıtlı veri sanal seriport protokolü üzerinden gönderilmektedir. RF alıcı kitin bağlantısının

kurulabilmesi için, kit bilgisayara bağlandıktan sonra sanal port açılarak RF alıcı için tanımlanan bilgi alma kodu gönderilmelidir. Aksi takdirde alıcı kit bilgi alışverişine başlamamaktadır.





Şekil 2. 10 Control Center programına ait görseller

Texas Instruments, RF alıcı vericileri için farklı frekanslarda modülleri desteklemektedir. Bunlar;

- 915 MHz frekansında çalışan modüller (ABD için)
- 868 MHz frekansında çalışan modüller (Avrupa için)
- 434 MHz frekansında çalışan modüller (Diğer ülkeler için)

olmak üzere 3 farklı frekansta alıcı ve verici modülü desteklenmektedir. Türkiye için 434 MHz modüller desteklenmektedir. Ölçümlerin alınmasında 434 MHz frekanslı modüllerin entegre olarak kullanıldığı kitler kullanılmıştır.

2.4.2 RF İletimde Yaşanan Problemler

Chronos kitleri üretimi esnasında her bir kite, kendisine ait bir haberleşme ID numarası tanımlanmaktadır. Bu ID numarası ile üretilen kitler RF iletim esnasında, RF alıcı kısma ID bilgisi üzerinden bağlantı kurmaktadır. Ancak her bir Chronos kiti, bir RF alıcı ile bağlantı kurabilmektedir. Bunun sonucu olarak, aynı anda birden fazla noktadan bilgi alınmak istendiğinde, birden fazla RF alıcıya ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak bu durum veri kayıplarının yaşanmasına sebep olmaktadır.

Bir verici ve bir alıcı kullanıldığı durumlarda % 0,5 kayıp veri tespit edilmektedir. İki verici ve iki alıcı aynı anda kullanıldığında kayıp veri oranı %4'e çıkmaktadır. Üç ve daha

fazla verici ve alıcı kullanıldığı durumlarda bu kayıplar %15 oranına çıkmaktadır. Yapılacak ölçümlerde üç verici ve üç alıcı kullanılacak olduğundan, okunacak kayıp verilerin oranı %15 olarak hesaplanmıştır.

Okunan verilerde oluşan hataların sebebi ise paket olarak gönderilen 4byte'lık ivme sensörü bilgileri içerisinde yer alan byte0 verisinin FF, yani “veride değişiklik veya yenilik olmadı” bilgisinin gelmesiyle oluşmaktadır. Bu hatalı veriler XYZ eksen verilerinin üçünde ‘0’ olarak değerlendirilmesine sebep olmaktadır. Yani hatalı verinin alınması anında 3-eksende de herhangi bir ivme değişimi olmadığını ifade etmektedir. Bu durum Chronos kit yazılımı üzerinde düzenlenememiştir.

Veri kayıplarını azaltmak amacıyla, bir ölçümde en fazla iki verici ve iki alıcı kullanılmıştır. Aynı hareketler, üçüncü verici ve alıcı ile tekrar ettirilmiştir. Veri okuma işlemi sonrasında ise gelen hatalı veriler tespit edilerek düzenlenmiştir. 4. bölümde alınan bu hatalı verilerin düzenlenmesi ve giderilmesi işlemi anlatılmaktadır.

2.5 Alınan Verilerin Kaydedilmesi

RF alıcısına gelen verilerin okunması visual studio programından sanal seriport protokolü ile yapılmıştır. Alınan veriler. xml formatına çevrilerek kaydedilmiştir.

AKTİVİTELERİN BELİRLENMESİ VE VERİLERİN TOPLANMASI

3.1 Aktivite Türleri

Bu zamana kadar yapılan çalışmalarda, günlük hayatta kullanılan insan aktiviteleri olan birçok hareket göz önüne alınmıştır [2],[8],[25]. Bu günlük aktiviteler, [2]'de belirtilen yürümek, oturmak, kalkmak, koşmak, durmak gibi temel hareketler, [26]'da belirtilen düşmek gibi tehlikeli hareketler ve [17]'de belirtilen temizlik yapmak, diş fırçalamak, bilgisayar karşısında çalışmak gibi diğer hareketler olarak gruplandırılmakta ve ivme sensörü ile bu aktivitelere ait ölçümler alınabilmektedir [3].

Bu çalışmada öncelikli amaç yürüme, oturma, kalkma, durma gibi günlük temel aktivitelerin ve tehlikeli hareket olan düşme aktivitesinin tespitini doğru ve güvenilir bir şekilde sağlamaktır. Bu amaç doğrultusunda aktivite seçimleri yapılmıştır. Buna ek olarak, sınıflandırma doğruluğunu daha da genelleştirebilmek için, diğer hareketlere oranla sınıflandırma başarısı daha düşük olan [19]'daki zıplama hareketi de temel aktiviteler içerisinde değerlendirilmiştir.

Sonuç olarak, bu çalışma içerisinde yürüme, oturma, kalkma, zıplama ve düşme hareketleri belirlenerek günlük yaşam aktivitelerinin tanınması ve sınıflandırılması amaçlanmıştır.

3.2 İşaret Alınacak Uzuvar

Günlük hareketlere ait verilerin alınmasında en önemli hususlardan birisi de, bu ölçümlerin tam, doğru ve etki altında kalmadan alınabilir olmasıdır [18]. Bu amaçla birçok sistemde, vücudun farklı bölgelerinden çeşitli sensörler ile hareketlere ait ölçümler alınarak başarıları incelenmiştir [17].

Ölçüm alınan vücut bölgelerinin seçiminde, ağırlıklı olarak bel, göğüs, baş, el bileği, üst kol, ayak bileği, diz kapağı altı, diz kapağı üstü ve kalça bölgeleri tercih edilmiştir [2],[5],[17],[20].

Ölçüm alınacak bölgelerin seçiminde temel olarak 3 amaç bulunmaktadır. Bunlardan ilki, vücut hareketlerine ait verilerin tam ve doğru olarak alınabilir olmasıdır [18]. Çünkü yapılan hareketler, vücudun farklı bölgelerinde farklı yoğunluklar göstermekte ve yapılan harekete ait ölçülebilir bilgi değişmektedir [8],[18]. Bu amaçla ölçüm alınırken, vücudun genel hareketinin görülebildiği bel ve göğüs gibi orta bölgeler tercih edilirken, daha aktif hareketlere ait bilgilerin alınabilmesi için hareketin yapısına bağlı olarak el ve ayak bölgeleri daha çok tercih edilen bölgeler olmuştur [8],[11],[15]. Bu sebeple birçok sistemde birden fazla ölçüm sensörü kullanılarak hareketler daha yüksek doğruluk oranı ile tanınmaya çalışılmıştır [5],[12],[18].

İkinci temel amaç ise, tam ve güvenilir bir ölçüm yapmanın yanı sıra, alınacak ölçümlerin, kullanılan sensörlerin yapısına bağlı olarak fiziksel etki altında kalmaması ve uzun süreli kullanıma bağlı olarak kişide fiziksel rahatsızlıklar oluşturmamasıdır [2],[18]. Özellikle son yıllarda gelişen MEMS sensörler, küçük boyutları ve hafif olmaları sayesinde kullanıcılara fiziksel rahatlık sağlamakla birlikte, vücuda kolay giyilebilir ve sabitlenebilir olmaları sayesinde kullanım konforu sağlamaktadır [5]. Elastik bir band ile kullanıcıların vücutlarına kolayca sabitlenebilmektedir [7].

Üçüncü temel amaç ise, hareket ölçümlerinin olabildiğince basit ve az ekipman ile yapılmasını sağlamaktır [2]. Yüksek doğruluk ve hızlı bir sistemin yanı sıra kullanılacak sensörlerin, günlük yaşam içerisinde olabildiğince az olması tercih edilmektedir. Daha önceki çalışmalarda, vücuttan ölçüm alınabilecek konumlara ait başarı oranları incelendiğinde el bileği için %85, bel için %95 ve diz için %100 oranlarında başarı gözlenmiştir [18]. Yine alınan ölçümlerde, yürüme, koşma veya benzeri tekrarlanarak

devam eden hareketlerde sađ ve sol el-kol ve bacak hareketlerinde simetri olduđu tespit edilmiřtir [18]. Bu amala lm alınacak blgenin tm aısal ve ivmesel deđiřimlerini grebilmek iin 3-eksenli ivme sensrleri tercih edilmektedir [2],[5],[16],[27].

Bu alıřmada, uygulanan hareket tespit sistemi iin tercih edilen bel, el bileđi ve diz konumları arasındaki farklılıklar ve performansları deđerlendirilmiřtir. Ayrıca gnlk yařamda kullanım kolaylıđı sađlanması iin kullanılacak sensrn, tek bir konumda tutulmadan ihtiya halinde farklı konumlara alınmasının kullanılacak tanımlama sistemi iin uygun olup olmadıđı deđerlendirilmiřtir. Bu amala, tespit edilen bel, el bileđi ve diz konumlarına, birbirinden bađımsız 3-eksenli ivme sensr řekil 3.1’de gsterildiđi řekilde elastik band yardımıyla sabitlenerek yerleřtirilmiřtir. Bu sensrler, bađımsız olarak hareket verilerini toplamaktadır. Bu alıřmada ayrıca kullanılacak sınıflandırma yntemi iin hangi blgelerin daha bařarılı sonular sađladıđı incelenmiřtir. Tek sensr kullanımında, kullanıcının isteđi halinde daha rahat ve konforlu hareket edebilmesi iin konumlar arası deđiřim yapılıp yapamayacađı sonucuna da ulařılmıřtır.



řekil 3. 1 Sensrlerin bel, el bileđi ve dize giydirilmesinin gsterimi

3.3 Katılan Gönüllü Profilleri ve Koreografik Düzen

Hareket verilerinin toplanmasında en önemli kısımlarından biri de veri kümelerinin oluşturulmasıdır. Veri kümelerinin oluşturulması için farklı kişilerden belirlenen yürüme, oturma, kalkma, zıplama ve düşme hareketlerinin yapılması ve tekrarlanması istenilmiştir. Bu belirtilen hareketler katılan gönüllülere anlatılmış ve 3-eksenli ivme sensörleri, Bölüm 3.2’de belirlenen konumlara yerleştirilerek 20 gönüllüden belirlenen hareket örnekleri toplanmıştır. Katılan gönüllülerden 15’i erkek, 5’i ise bayandır. Katılan gönüllülerin yaş ortalaması $23,4 \pm 3$, boy uzunluğu ortalaması 175 ± 8 cm ve kilo ortalaması $74,3 \pm 7.1$ olarak hesaplanmıştır. Özellikle düşme hareketi örneklerinin alınmasında herhangi bir sağlık problemi yaşanmaması için katılımcılara hareketler önceden anlatılmış ve örnek uygulama gösterilmiştir.

Hareketler sırası ile oturma, kalkma, yürüme, zıplama ve düşme olarak tekrarlanmıştır. Her bir hareket belirli bir süreç içerisinde tekrarlanmakla birlikte katılımcılara herhangi bir kısıtlama veya dış müdahale yapılmamıştır. Ayrıca kullanılan donanımın kablosuz olarak haberleşmesi sayesinde katılımcılar doğal hareket edebilmektedir [20]. Böylece farklı boy, kilo ve yaşlardaki katılımcılardan serbest olarak alınacak hareketler ile güvenilir bir tahmin elde edilmeye çalışılmaktadır [12].

Hareket ölçümlerinin alınmasında ise aşağıdaki yöntem kullanılmıştır.

İlk olarak Şekil 3.2’de gösterilen oturma ve kalkma hareketleri her bir katılımcıya 5’er kez tekrarlatılmıştır. Her bir tekrarlama arasında ise 5 sn beklenmiştir [2].

Hareket süreci sırasıyla; “5 sn bekle - otur - 5 sn bekle - kalk - 5 sn bekle” şeklindedir. Bu işlem her katılımcıya 5 kez tekrarlatılmıştır. Böylece oturma ve kalkma hareketleri verileri toplanmıştır.



Şekil 3. 2 Oturma ve kalkma hareketinin gösterimi

İkinci olarak Şekil 3.3'te gösterilen yürüme hareketi her bir katılımcıya 5'er kez tekrarlatılmıştır. Her bir yürüyüşte, katılımcı 4 sağ ve 4 sol adım attıktan sonra durur ve 5 sn bekler. Sonra olduğu yerde geri dönerek 5 sn daha bekledikten sonra ters yönde tekrar 4 sağ ve 4 sol adım atarak hareketi tamamlar [8].

Hareket süreci sırasıyla; "5 sn bekle - 4 adım yürü - 5 sn bekle - geri dön - 5 sn bekle - 4 adım yürü" şeklindedir. Bu işlem her katılımcıya 5 kez tekrarlatılmıştır. Böylece yürüme hareketi verileri iki yönlü olarak toplanmıştır [7].



Şekil 3. 3 Yürüme hareketinin gösterimi

Üçüncü olarak Şekil 3.4'te gösterilen zıplama hareketi her bir katılımcıya 5'er kez tekrarlatılmıştır. Her bir zıplama hareketi için 5 sn bekleyip kendini olabildiğince yukarı çekerek zıplar ve durur. Böylece hareket tamamlanmış olur [2].

Hareket süreci sırasıyla; “5 sn bekle - olabildiğince yukarı zıpla - 5 sn bekle” şeklindedir. Bu işlem her katılımcıya 5 kez tekrarlatılmıştır. Böylece zıplama hareketi verileri toplanmıştır.



Şekil 3. 4 Zıplama hareketinin gösterimi

Dördüncü olarak Şekil 3.5'te gösterilen düşme hareketi her bir katılımcıya 5'er kez tekrarlatılmıştır. Her bir düşme hareketi için katılımcı 5 sn bekleyip sol tarafı üzerine

serbest olarak kendini bırakır ve 5 sn hareketsiz durarak ayağa kalkar. Böylece hareket tamamlanmış olur [2].

Hareket süreci sırasıyla; “5 sn bekle - serbest olarak sol tarafa düş - 5 sn bekle ve kalk” şeklindedir. Bu işlem her katılımcıya 5 kez tekrarlatılmıştır. Böylece düşme hareketi verileri toplanmıştır.

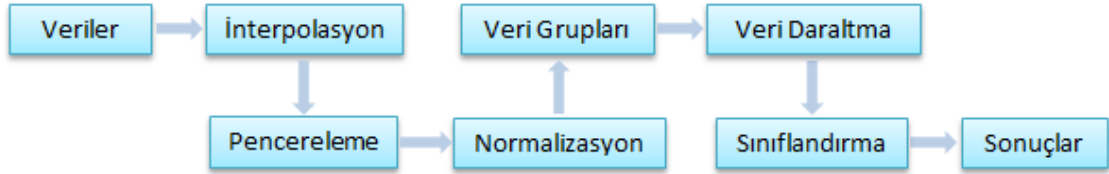


Şekil 3. 5 Düşme hareketinin gösterimi

Belirlenen hareketlerin hepsinde katılımcılara sadece bekleme zamanları belirtilmiştir. Bunun dışında, dışarıdan bir müdahale yapılmaksızın kendi doğal yürüme hızlarında yürümeleri, kendi oturma ve kalkma hareketlerini yapmaları, kendi zıplama hareketlerini yapmaları ve kendilerini serbest bırakarak düşmeleri istenerek hareketlere ait veriler toplanmıştır.

TOPLANAN VERİLERİN İŞLENMESİ**4.1 Alınan Verilerin Kaydedilmesi ve İşlenmesi**

RF alıcısına gelen veriler Visual Studio ile seriport üzerinden okumaktadır. Yapılan her bir hareket için okunan veriler. xml dosyası formatında, yapılacak düzenlemelere uygun olarak kaydedilmektedir. Verilerin işlenmesinde izlenen yol Şekil 4.1'deki gibidir.



Şekil 4. 1 Toplanan verilerin işlenmesi süreci

4.1.1 Okunan Veriler Üzerindeki Kayıpların Düzenlenmesi

Aktivite verilerinin alınmasında, donanımsal düzene bağlı olarak okuma sırasında verilerde kayıpların oluştuğu tespit edilmiştir. Bu kayıplar, Chronos donanım kılavuzunda sensör üzerinden yeni veri gelmemesi olarak belirtilmiştir. İvme değişimi olarak 3- eksen de '0' değeri göndermektedir. Bu durumda, 3- eksene ait ivme değişimlerinde anlık '0' pikleri görülmektedir. Bu anlık kayıpların çalışan donanım sayısına bağlı olarak değişiklik gösterdiği tespit edilmiş ve yüzdelik etkileri Bölüm 2'de belirtilmişti.

Kayıp verilere bağlı olarak oluşan '0' piklerinin etkisini minimize etmek için Matlab programı üzerinde lineer interpolasyon işlemi uygulanmaktadır. Bu sayede alınan veriler üzerindeki '0' pikleri düzeltilebilmekte ve işlem yapmaya daha uygun hale getirilmektedir.

4.1.2 İnterpolasyon

İnterpolasyon, ilk kez uygulamalı matematik biliminin bir alt kategorisi olan sayısal analiz yöntemlerinde tanımlanan ve elde var olan (bilinen) değer noktalarından yola çıkarak bu noktalar arasında, farklı bir yerde ve değeri bilinmeyen bir noktadaki olası değeri bulmaya/tahmin etmeye yarayan yöntemlerin tümüne verilen genel isimdir. En basit tanımı ile "varolan sayısal değerleri kullanarak, boş noktalardaki değerlerin tahmin edilmesi" olarak açıklanmaktadır [28].

Verilerin okunması sırasında, donanımsal düzenden veya birden fazla alıcının aktif olmasına bağlı olarak belli yüzdelerde veri kayıpları yaşanmaktadır. Sistemin yapısına bağlı olarak oluşan, yeni veri gönderilmediği veya okunamadığı durumlarda, ivme değişikliği olarak 3-eksende de '0' verisi gönderilmektedir. Bu '0' verilerinin düzenlenmesinde Şekil 4.2'deki gibi bir önceki ve bir sonraki verilere göre ara değerler üretmek için interpolasyon işlemi uygulanmaktadır.

Bu doğrultuda incelendiğinde, $(x_0, f(x_0))$ ve $(x_1, f(x_1))$ noktalarından geçen bir fonksiyon olsun. Bu noktalarda fonksiyonla aynı değerleri alan doğruyu bulmak isteyelim.

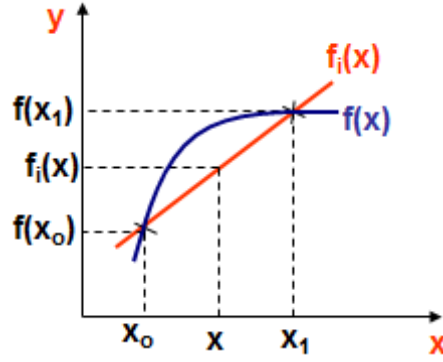
Üçgen benzetimi yöntemi ile;

$$\frac{x-x_0}{x_1-x_0} = \frac{f_i(x)-f(x_0)}{f_i(x_1)-f(x_0)} \quad (4.1)$$

Denklem (4.1)'den $f_i(x)$ ifadesi çekilirse,

$$f_i(x) = f(x_0) + \frac{f(x_1)-f(x_0)}{x_1-x_0} (x - x_0) \quad (4.2)$$

elde edilir. Bu doğru lineer interpolasyon doğrusudur [29].



Şekil 4. 2 İnterpolasyon ile değ er uydurma eğ risi gösterimi [29]

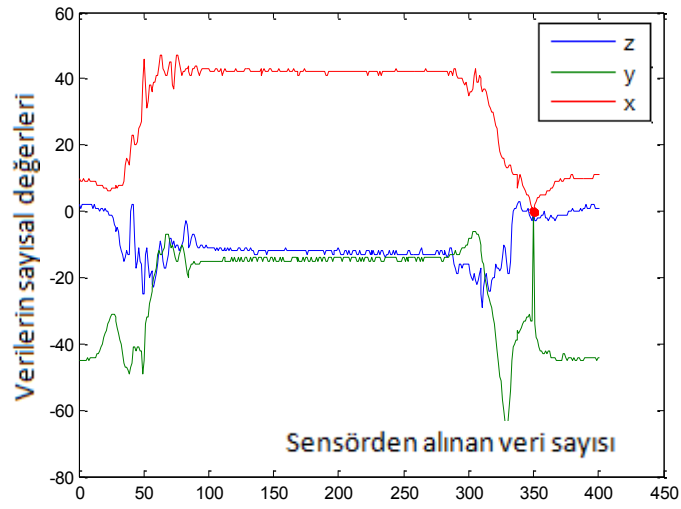
4.1.3 İnterpolasyon Uygulanmış Veriler

Kayıp verilerin düzenlenmesi için Matlab ortamında lineer interpolasyon işlemi uygulanmaktadır. Elde edilen 3-eksenli veriler içerisinde eğer 3-eksende de sıfır bilgisi var ise sıfırlardan bir önceki ve bir sonraki değ ere bakılır. Açıklanan formüller doğrultusunda iki değ er arasındaki fark hesaplanıp kayıp veri sayısına bölünür ve bulunan ortalama değ er her bir önceki sayıya eklenerek düzenleme işlemi uygulanır.

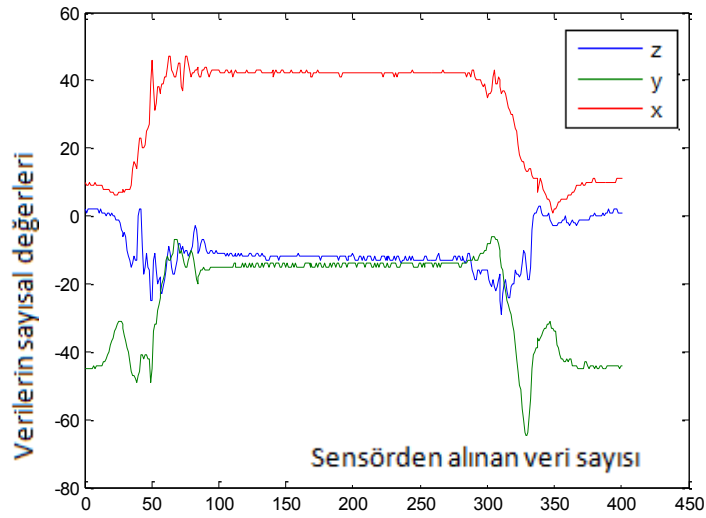
Çizelge 4. 1 Bilekten alınan sensöre ait kayıplı veri örneğ i

X	-2	-3	0	-3	-3
Y	-33	-33	0	-34	-38
Z	2	1	0	2	3

Çizelge 4.1’de görüldüğü gibi hareket verilerinin alınması sırasında bileğ e takılı sensörden gelen veriye ait anlık veri kaybının grafiksel gösterimine bakılırsa, ‘0’ olan noktalarda ani pikler oluştuğ u görülür. Kayıp verilere ait görseller, Şekil 4.3 üzerinde kırmızı ile işaretlenmiştir. Şekil 4.4’te interpolasyon işlemi sonrası düzeltilmiş işaret gösterilmektedir.



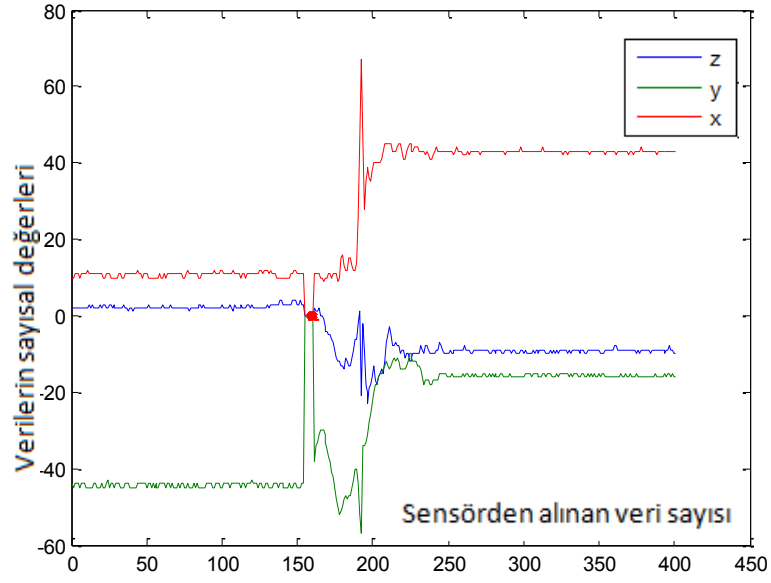
Şekil 4. 3 İnterpolasyon uygulanmadan önceki kayıplı işaret grafiği



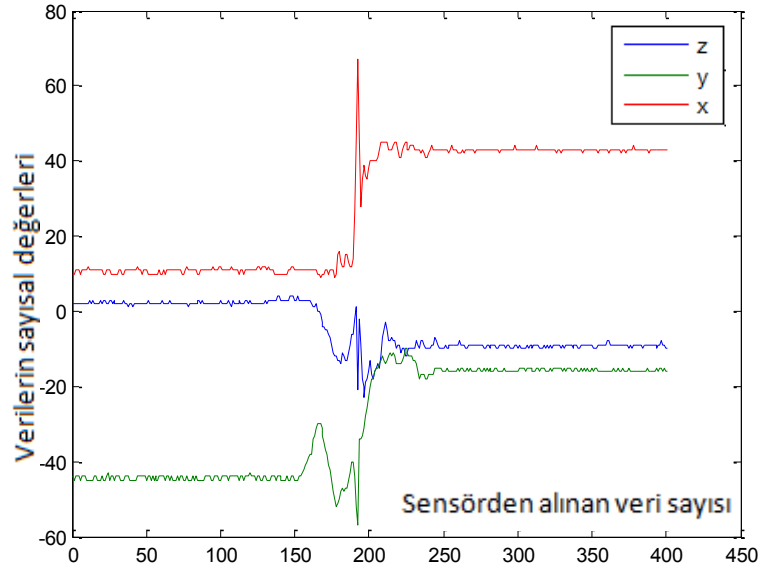
Şekil 4. 4 İnterpolasyon uygulandıktan sonraki düzenlenmiş işaret grafiği

Çizelge 4. 2 Bilekte bulunan sensöre ait kayıplı veri örneği

X	3	4	3	3	0	0	0	0	0	0	2	1	1
Y	-45	-45	-44	-44	0	0	0	0	0	0	-38	-34	-33
Z	11	11	11	11	0	0	0	0	0	0	11	11	11

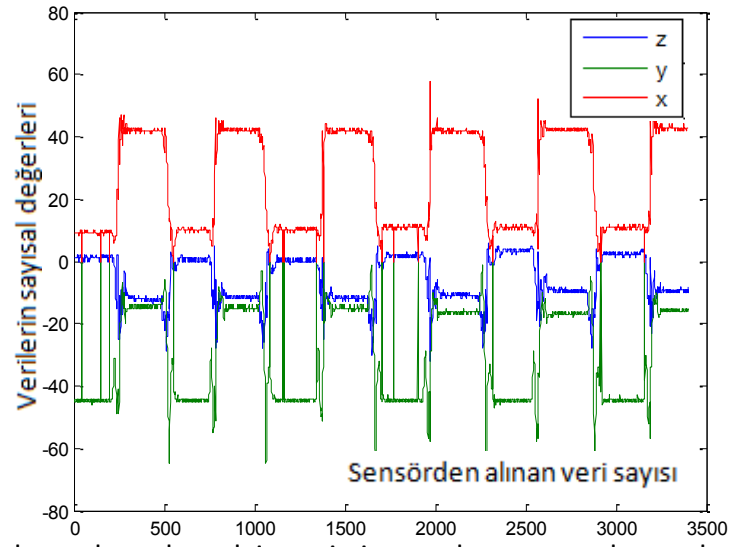


Şekil 4. 5 İnterpolasyon uygulanmadan önceki kayıplı işaret grafiği

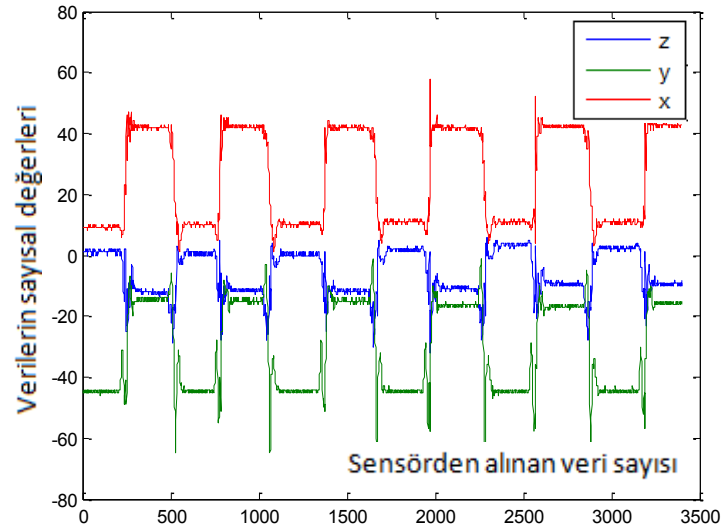


Şekil 4. 6 İnterpolasyon uygulandıktan sonraki düzenlenmiş işaret grafiği

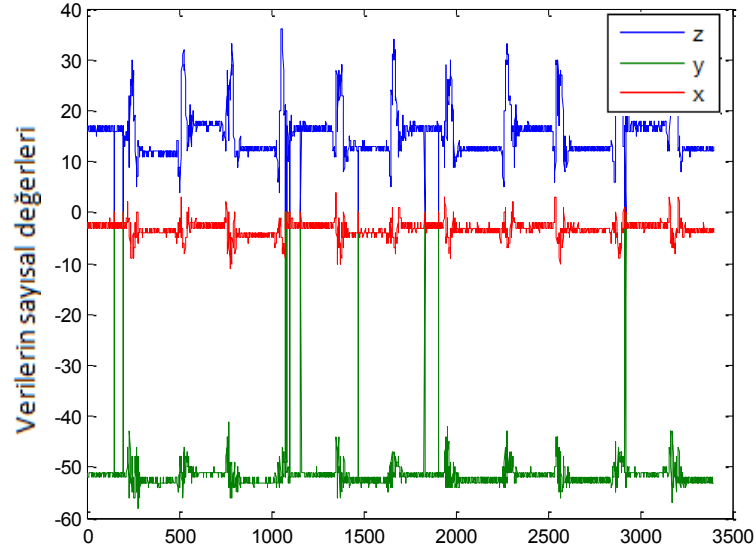
Şekil 4.5 ve Şekil 4.6'te de görüldüğü üzere, interpolasyon yöntemi ile kayıp veriler sebebiyle oluşan ani değişim pikleri temizlenmiş ve işaret olması gereken aralığa uydurulmuştur. Yine Şekil 4.7, Şekil 4.8, Şekil 4.9 ve Şekil 4.10'da el ve diz sensörlerinden alınan oturma ve kalkma hareketine ait verilere bakıldığında interpolasyon ile kayıp veriler üzerinde yapılan düzenleme daha net görülmektedir.



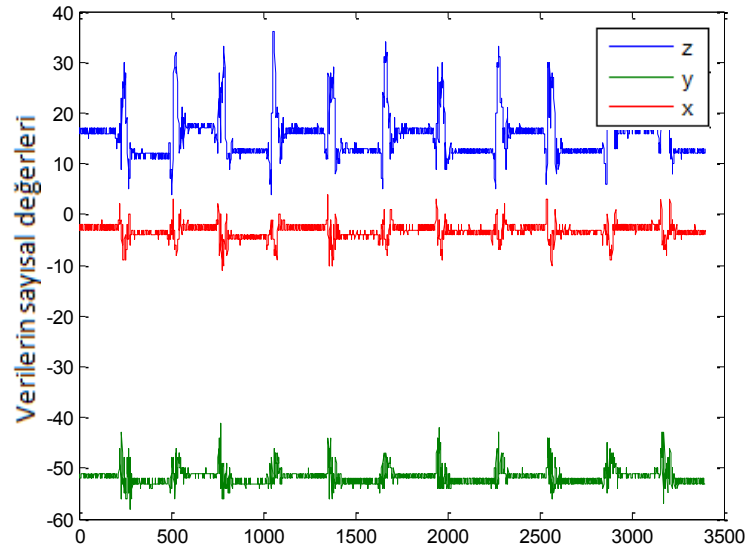
Şekil 4. 7 Bilekten alınan kayıplı işaretin interpolasyon uygulanmadan önceki grafiği



Şekil 4. 8 Bilekten alınan kayıplı işaretin interpolasyon uygulanmasından sonraki grafiği



Şekil 4. 9 Dizden alınan kayıplı işaretin interpolasyon uygulanmadan önceki grafiği



Şekil 4. 10 Dizden alınan kayıplı işaretin interpolasyon uygulanmasından sonraki grafiği

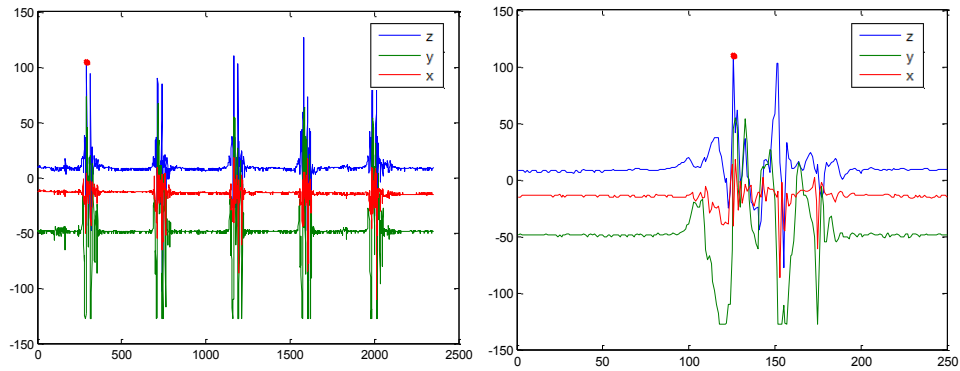
4.2 Pencereleme İşlemi ile Hareket Örneklerinin Çıkartılması

Hareketlere ait verilerin toplanması süresince, her katılımcıdan tek seferde her bir hareket için en az beş adet örnek alınmıştır. Toplu olarak alınan ve kaydedilen hareket verileri daha sonra karışık veri kümeleri oluşturmak için pencereleme yöntemi ile tek tek ayrılmaktadır.

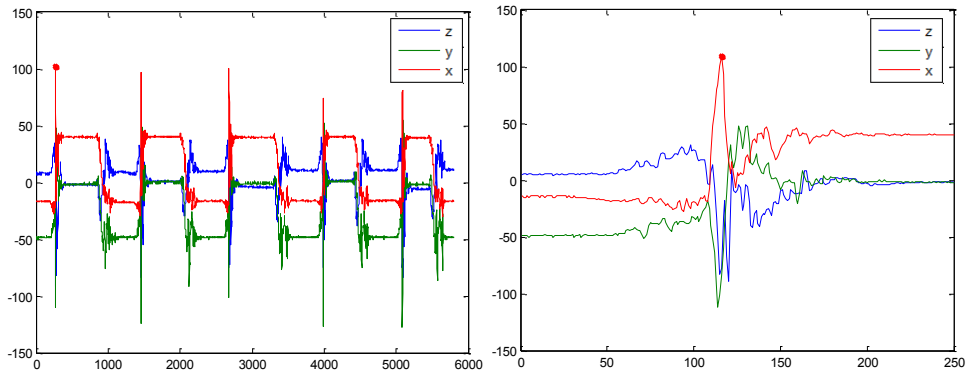
Tüm hareket örneklerine ortak bir pencereleme yapabilmek için her bir hareketin yapısı incelenmiş ve hareketlerin tespitinde, belirleyici olarak 3-eksen içerisinde en yüksek pik yapan eksen dikkate alınarak, pik yaptıkları noktalar tespit edilmiştir.

Yürüme örneklerinde ise adım sayısına bağlı olarak pik değerleri arttığı için tespit edilen pik noktalarının orta noktaları alınmaktadır.

Matlab üzerinde, [Peak Loc] işlemi ile hem en yüksek pik noktaları hem de o noktadaki verinin kaçınıcı veri olduğu bilgisi alınabilmektedir. Şekil 4.11 ve Şekil 4.12’de bulunan nokta örnekleri kırmızı ile işaretlenmiştir. Bu sayede, hızlı bir şekilde tespit edilen bu noktalardan, önceki ve sonraki veriler eşit olacak şekilde 250 verilik bir pencere uygulanmaktadır. Hareket verileri saniyede 50 Hz örnekleme ile alındığından pencerelenmiş her bir hareket örneği, 5 sn uzunluğunda bir hareket verisi içermektedir. Bu da her bir pencerelenmiş örnek için 3-eksende ayrı ayrı 250 veriye denk gelmektedir.



Şekil 4. 11 Bel sensöründen alınan zıplama hareketine ait bir pik noktasının tespiti ve pencerelenmesi



Şekil 4. 12 Bel sensöründen alınan düşme hareketine ait bir pik noktasının tespiti ve pencerelenmesi

Bu işlemler sonucunda, 20 kişiye ait 5 farklı hareket örneği çıkartılarak, bir kişi için toplamda 3 sensörden 15 adet hareket örneği elde edilmektedir. Her bir hareket için toplamda 3 sensörden 1500 hareket örneği oluşturulmuştur.

4.3 Örneklerin Gruplandırılması ve Veri Kümelerinin Oluşturulması

Pencereleme işlemi ile elde edilen veriler, bel, el ve diz verileri olarak ayrı ayrı kaydedilmek üzere, toplamda 20 kişiye ait düşme, oturma, kalkma, yürüme ve zıplama verileri elde edilmiştir. Veri kümesi boyutu incelendiğinde;

5 hareket x 20 kişi x 5 örnek x 3 sensör x 3 eksen = 4500 satır sayısına sahip toplam veri kümesi elde edilir. Pencereleme işlemi sonucunda ise her bir pencere, 250 veri içerdiği için, her bir satır X, Y veya Z eksenlerine ait 250 veri içermektedir.

4.3.1 Veri Kümelerinin Oluşturulması

Veri kümeleri oluşturulurken 2 farklı yapıda oluşturulmuştur. Birincisi, üç sensöre ait verilerin tek tek gruplandırılmasıyla oluşturulan birinci grup veriler, ikincisi ise üç sensöre ait verilerin tamamı ile elde edilen ikinci grup verilerdir.

4.3.2 Birinci Grup Veri Kümesi

Birinci grup veri kümesinde bel, el ve diz sensörlerinden her biri kendi içinde olacak şekilde hareketlere ait XYZ eksen verileri alınır. Pencerenlenmiş her bir hareket örneği 3-eksen içerdiği için 3x250 boyutundadır. Her bir örnek tek bir satıra alınacak şekilde düzenlenir. Bu sayede 3x250 boyutunda olan her bir örnek 1x750 boyutunda satır matrisine çevrilmektedir. Bu işlem sonucunda her bir kişi için bir harekete karşılık olarak 5x750 boyutunda örnek matrisi oluşturulur. 20 kişi için 100x750 boyutunda örnek matrisi ve 5 hareket için ise toplamda 500x750 boyutunda matris elde edilmektedir. Bu elde edilen 500x750 matrisi bel, el ve diz sensörlerinden alınan verilerin her biri için ayrı ayrı oluşturulur. Bu matrislerin her biri, bir veri kümesini oluşturmaktadır. Yapılan düzenlemeye ait temsili ifade Denklem (4.9)'daki gibidir.

$$A_{m,n} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,1} & \cdots & a_{m,n} \end{bmatrix} \rightarrow A_{1,m \times n} = [a_{1,1} \cdots a_{1,m \times n}] \quad (4.9)$$

Elde edilen bu 3 farklı 500x750 matrisi yüksek pozitif ve negatif veri değerleri içermektedir. Bu sebeple veri kümeleri, normalizasyon ile -1,1 aralığına indirgenmektedir. Daha sonra, elde edilen 500x750 boyutundaki matrislere TBA işlemi uygulanarak öz vektörler ve öz değerler elde edilmektedir. Bu işlem sonucunda elde

edilen en anlamlı 25 veri, 50 veri, 75 veri ve 100 veri değerleri alınmaktadır. Bu sayede 3 sensör için ayrı ayrı 500x25, 500x50, 500x75 ve 500x100 boyutlarında veri kümeleri oluşturulmaktadır.

4.3.3 İkinci Grup Veri Kümeleri

İkinci grup veri Kümesinde, her bir sensör için XYZ eksen verileri, her bir harekete ait her bir örnek için alınıp alt alta sıralanarak 9x250 (alfabetik olarak bel,diz,el) boyutlu örnek matrisini oluşturmaktadır. Bu 9x250 boyutundaki matris, bir harekete ait bir örneği temsil etmektedir. Her bir hareket için 20 kişi ve her kişi için 5 örnek olduğundan bir hareket için toplam 100 örnek, 5 hareket için toplam 500 örnek vardır.

Pencerelenmiş her bir hareket örneği için 3 sensörden gelen XYZ verileri, her bir örnek tek bir satıra alınacak şekilde düzenlenir. Bu sayede 9x250 boyutunda olan bir örnek matrisi 1x2250 boyutunda satır matrisine çevrilmektedir. Bu işlem sonucunda, her bir kişi için bir harekete karşılık olarak 5x2250 boyutunda örnek matrisi oluşturulur. 20 kişi için 100x2250 boyutunda örnek matrisi ve 5 hareket için ise toplamda 500x2250 boyutunda matris elde edilmektedir. Bu elde edilen 500x2250 matrisi bel, el ve diz sensörlerinden alınan verilerin tamamıyla oluşturulmaktadır. Bu matris ikinci veri kümesini oluşturmaktadır.

Elde edilen bu 500x2250 matrisleri yüksek pozitif ve negatif veri değerleri içermektedir. Bu sebeple veri kümesi azaltma işlemi öncesinde normalizasyon yapılarak -1,1 aralığına indirgenmektedir. Daha sonra elde edilen 500x2250 boyutundaki matrise TBA işlemi uygulanarak öz vektörler ve öz değerleri elde edilmektedir. Bu işlem sonucunda, elde edilen en anlamlı 25, 50, 75 ve 100 veri değerleri alınmaktadır. Bu sayede, aynı anda 3 sensör verilerini içerecek şekilde 500x25, 500x50, 500x75 ve 500x100 boyutlarında veri kümeleri oluşturulmaktadır.

4.3.4 Normalizasyon

Normalizasyon, özellikle yapay sinir ağı tabanlı sistemlerde ağı giriş ve çıkışına belirli ön işlemler uygulayarak, verilerin daha verimli hale getirilmesi ve ağı kullanımının daha iyi bir forma dönüştürülmesini sağlar. Normalleştirme işlemi, ham verilere uygulanarak

bu verilerin işleme performansının ve sonuç doğruluğunun artmasını sağlar. Normalleştirme işlemlerinde farklı teknikler kullanılmaktadır ve literatürde birçok veri normalizasyon çeşidi vardır. Bunlar; Min kuralı, Max kuralı, Medyan, Sigmoid ve Z-Score gibi kurallar olarak sıralanabilir [30].

Bu çalışmada, normalizasyon işlemi için Max kuralı normalizasyon yöntemi seçilmiştir. Bu işlemde, veri kümesi içerisinde mutlak değeri en yüksek değere sahip sayı alınır ve tüm sayılar bu değere bölünerek normalize edilir. Bu sayede tüm sayılar, değerleri oranında -1 ile 1 aralığına alınır.

KULLANILAN YÖNTEMLER VE ALGORİTMALAR

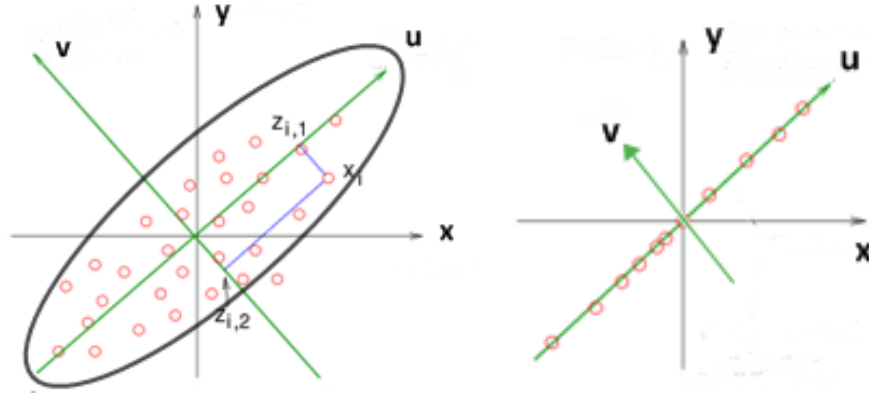
5.1 Boyut İndirgenmesi

3. ve 4. bölümlerde anlatılan yöntemler ile elde edilen veriler ile büyük boyutlu matrisler elde edilmektedir. Bu durum, sınıflandırma işlemlerinde karmaşaya ve zaman kayıplarına sebep olmaktadır. Bu işlem karmaşasının ve zaman kayıplarının azaltılması ve önüne geçilebilmesi için boyut indirgeme işlemi uygulanmıştır. Boyut indirme işlemi için ise Temel Bileşen Analizi (TBA) yöntemi kullanılmıştır.

5.1.1 Temel Bileşen Analizi (TBA)

Temel Bileşen Analizi, çok sayıda birbiri ile ilişkili değişkenler içeren veri kümelerinin, boyutlarını, veri içerisinde var olan değişimleri mümkün olduğunca koruyarak daha az boyuta indirmeye yarayan bir dönüşüm tekniğidir.

Analiz, eldeki veriyi daha az sayıda değişkenle ifade edebilecek en iyi dönüşümü belirlemeyi amaçlar. Dönüşüm sonrasında elde edilen değişkenler, ilk değişkenlerin temel bileşenleri olarak adlandırılır. İlk temel bileşen, varyans değeri en büyük olandır ve diğer temel bileşenler varyans değerleri azalacak şekilde sıralanır [31].



Şekil 5. 1 TBA yöntemiyle 2 boyutlu verilerin tek boyuta indirgenmesine örnek resim [31]

Temel Bileşen Analizi, öz vektör ve öz değerlerin hesaplanması ile yapılmaktadır. Örnek olarak, denklem (5.1)'de gösterildiği gibi elimizde NxM boyutunda bir matris olduğu varsayılırsa;

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^M \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_N^1 & x_N^2 & \dots & x_N^M \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

İlk olarak denklem (5.2)'deki gibi M adet verinin ortalama değeri hesaplanır.

$$m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x^i = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_N \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

Bulunan ortalama değer denklem (5.3)'teki gibi tüm verilerden çıkartılır.

$$\tilde{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 - m_1 & x_1^2 - m_1 & \dots & x_1^{M-1} - m_1 & x_1^M - m_1 \\ x_2^1 - m_2 & x_2^2 - m_2 & \dots & x_2^{M-1} - m_1 & x_2^M - m_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_N^1 - m_N & x_N^2 - m_N & \dots & x_N^{M-1} - m_N & x_N^M - m_N \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Elde edilen $\tilde{X}$ matrisi (5.4)'teki gibi transpozu ile çarpılarak C kovaryans matrisi hesaplanır.

$$C = \tilde{X} \tilde{X}^T \quad (5.4)$$

Bu kovaryans matrisinde köşegenler üzerindeki değerler varyans değerlerini, diğer değerler ise kovaryans değerlerini belirtmektedir.

Elde edilen kovaryans matrisinin öz değer ve öz vektörleri,

$$Cv = \lambda v \quad (5.5)$$

(5.5) eşitliği ile birbirinden ayrıştırılır. Burada λ sayısı C 'nin özdeğerlerini temsil etmektedir. Sütun vektörü olan v ise λ ile ilişkili özvektörleri ifade eder. Hesaplanan öz değerler büyükten küçüğe doğru sıralanır. Böylece P tane en büyük öz değere karşılık gelen öz vektörler alınarak en iyi izdüşümü gerçekleştirecek W izdüşüm matrisi oluşturulur.

$$y^i = W^t(x^i - m) \quad (5.6)$$

Denkelem (5.6)'da elde edilen matris ile boyut indirgeme işlemi sağlanmış olmaktadır.

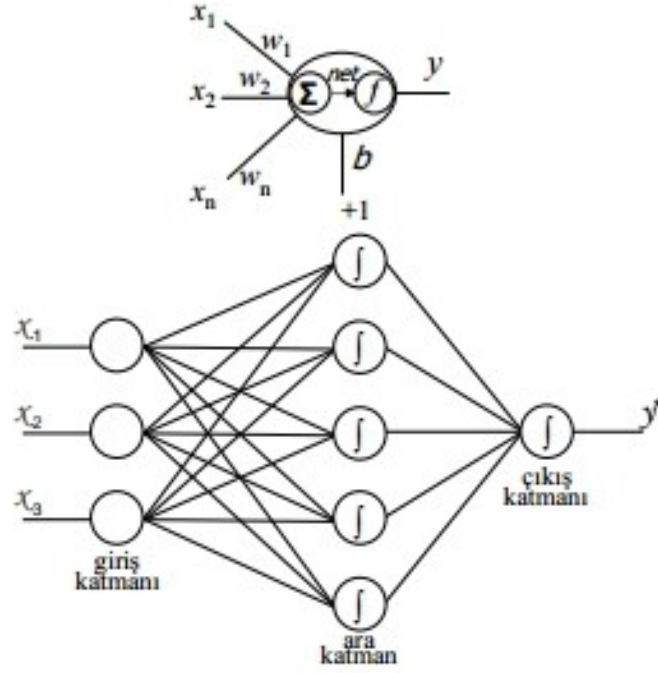
5.2 Sınıflandırma Metodları

5.2.1 ÇKA Algoritması

Çok Katmanlı Algılayıcı algoritması (ÇKA) doğrusal olmayan problemlerin çözümünde en sık kullanılan yapay sinir ağı modelidir [32]. Bu model adından da anlaşılacağı üzere birden fazla işlem katmanı olan yapay nöronlardan oluşmaktadır. Her bir giriş değeri başlangıç ağırlıkları ile çarpılır ve her bir nöron için toplam ağırlık değeri nöron fonksiyonuna uygulanır. Denklem (5.7)'de belirtildiği gibi elde edilen değer çıkışa aktarılır. Eğitici algılayıcılarda elde edilen çıkış değerleri, olması beklenen değerlerle karşılaştırılmaktadır. Sonuçlar arası hata oluşması halinde, hata değeri ağı geri yayılarak ağırlıkların güncellenmesi sağlanır. Böylece, hata oranı azaltılarak daha doğru sonuçlar elde edilebilmektedir.

$$y = \varphi(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b) = \varphi(w^T x + b) \quad (5.7)$$

(5.7) denkleminde w ağırlık vektörlerini, x giriş vektörlerini, b bias değerini, ϕ ise aktivasyon fonksiyonunu belirtmektedir.



Şekil 5. 2 ÇKA ağlarında kullanılan bir nöronun gelen yapısının ve çok katmanlı algılayıcı ağının temsili gösterimi [32]

Geri yayılma işleminde hata, çıkıştan girişe doğru aktarılırken aktivasyon fonksiyonunun türevine maruz kalmaktadır. Fonksiyonun türevine uygulanan hata değeri, tüm ağırlıklara giriş değerleri oranında dağıtılarak denklem (5.8) ve (5.9)'da belirtildiği gibi ağırlık değerlerinin güncellenmesi sağlanır [32].

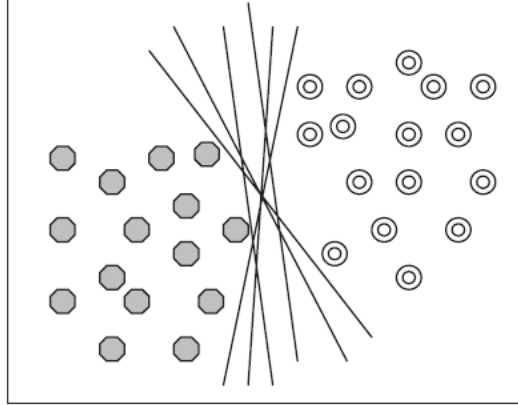
$$E = \frac{1}{2} \sum_j e_j^2 = \frac{1}{2} \sum_j (d_j - y_j)^2 \quad (5.8)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial y_j} \right] \left[\frac{\partial y_j}{\partial net_i} \right] \left[\frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} \right] = -\eta [-e_j] \left[\frac{\partial y_j}{\partial net_i} \right] [x_i] \quad (5.9)$$

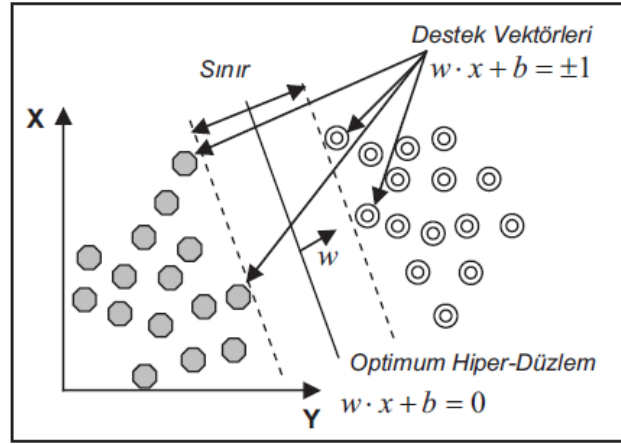
5.2.2 DVM Algoritması

Destek Vektör Makineleri, ikili sınıflandırma probleminde doğrusal olarak ayrılabilen sınıfların birbirinden ayrılmasında kullanılmaktadır. Lineer olarak ayrılabilen iki veri kümesinin ayrılabilen Şekil 5.3'deki gibi sonsuz sayıda hiperdüzlem vardır. DVM, bu hiperdüzlemler arasından en uygunu olacak karar yüzeyini oluştururken, iki sınıfa olan maksimum uzaklığı almaya çalışır. Bu düzlemler arasında Şekil 5.4'deki gibi maksimum sınıra sahip sadece bir hiperdüzlem bulunmaktadır. Sınır genişliğini belirten noktalara ise destek vektörleri adı verilir. Destek vektör algoritması, en büyük sınır genişliğine

sahip ayırıcı hiperdüzlem ile sınıflandırma yaparak eğitim hatasını minimize etmeye çalışır [33].



Şekil 5. 3 İki veri grubu arasında olabilecek hiperdüzlemlerin tespitine dair temsili gösterim [34]



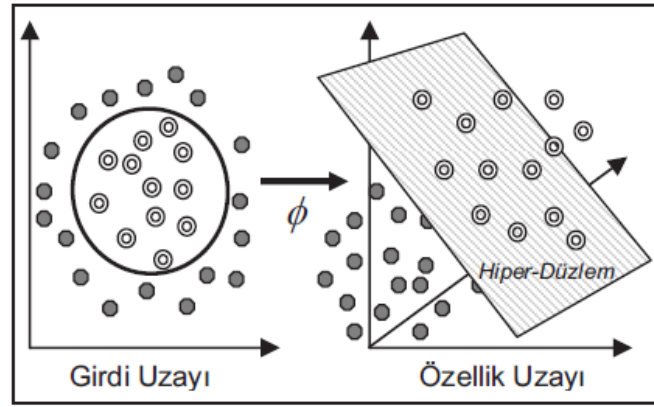
Şekil 5. 4 Optimum Hiper-Düzleme ait temsili gösterim [34]

$$\max\left(\frac{2}{\|w\|}\right) \quad y_i = +1, \quad w^T x_i + b \geq +1 \quad \text{ve} \quad y_i = -1, \quad w^T x_i + b \leq -1 \quad (5.10)$$

(5.10) denklem grubunda hiperdüzlemlerin belirlenmesi işlemi ifade edilmiştir.

Doğrusal olarak ayrılamayan örnekler için, örnekler doğrusal olarak ayrılabilirdikleri daha yüksek boyutlu başka bir uzaya taşınır ve sınıflandırma o uzayda yapılır. Destek vektör makineleri, matematiksel olarak (5.11)'de ifade edilen bir kernel fonksiyonu yardımıyla doğrusal olmayan dönüşümler yapabilmekte ve bu şekilde verilerin yüksek boyutta doğrusal olarak Şekil 5.5'teki gibi ayrımına imkân sağlamaktadır. Sonuç olarak, kernel fonksiyonu kullanarak doğrusal olarak ayrılamayan iki sınıflı bir problemin çözümü ile ilgili karar kuralı aşağıdaki şekilde yazılabilir [34].

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \quad (5.11)$$



Şekil 5. 5 Birbiri içine giren gruplarda verilerin bir üst boyuta alınarak sınıflandırılmasının temsili gösterimi [34]

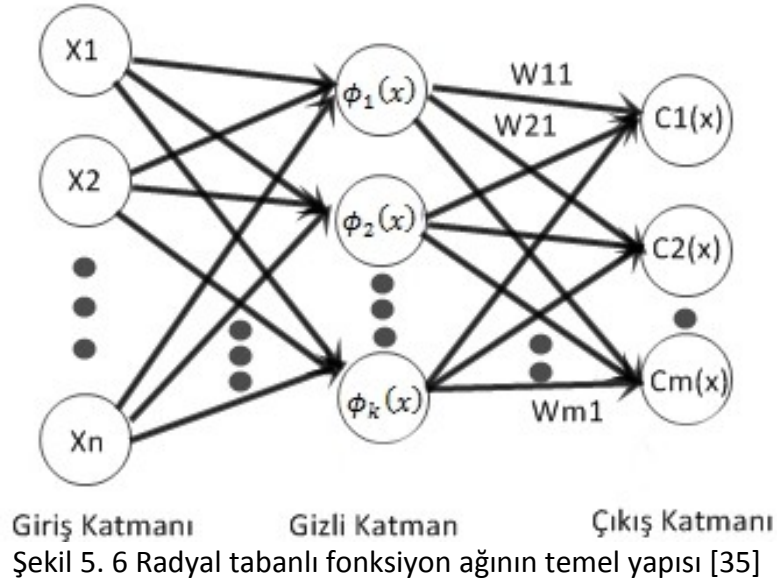
5.2.3 Radyal Tabanlı Fonksiyon

Radyal Tabanlı Fonksiyon ağı, giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmandan oluşan özel bir yapay sinir ağıdır. Yapay sinir ağının gizli katmanında bulunan nöronlar, Radyal Tabanlı Fonksiyon (RTF) olarak adlandırılan aktivasyon fonksiyonlarına sahiptir. Ağın girişine uygulanan öznitelik vektörleri, gizli katmandaki nöronların aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek her bir nöron için bir çıkış üretilir. Daha sonra bu çıkışlar üçüncü katmanda ağırlıklandırılıp ilgili vektör için nihai çıkış üretilir. RTF ağı, ÇKA ağlarına göre yerel aktivasyon tepkisi verdiğinden dolayı ÇKA ağına göre daha hızlı cevap verebilmektedir. Ağın yapısı Şekil 5.6'da gösterilmektedir.

Her biri farklı merkeze sahip k tane RTF için genellikle kullanılan yakınsama fonksiyonu ile verilmektedir.

$$c_j(x) = \sum_{i=1}^k w_{ji} \phi(\|x - \mu_i\|; \sigma_i) \quad (5.12)$$

Bu denklemde $c_j(x)$, j . sınıfa ait çıkışı, w_{ji} j . sınıfın i . nöron merkezi ile olan ağırlığını, $\phi()$ nöronun aktivasyon fonksiyonunu, μ_i i . nöron merkezini ve σ_i i . nöronun yayılım parametresini temsil etmektedir. Sınıflama problemlerinde, gizli katmandaki nöronlarda çoğunlukla aktivasyon fonksiyonu olarak guassian fonksiyon kullanılmaktadır [35].



5.2.4 Naive Bayes Sınıflayıcısı

Bayes sınıflayıcısı, oldukça basit ve nispeten iyi bir sınıflama performansına sahiptir. İstatistiksel yöntemler yardımı ile sınıflama yapar. Naive Bayes algoritmasının uygulanmasında bir takım kabuller yapılır. Bunlardan en önemlisi, niteliklerin birbirinden bağımsız olduğudur. Eğer nitelikler birbirini etkiliyorsa burada olasılık hesaplamak zordur. Niteliklerin hepsinin aynı derecede önemli olduğu kabul edilir.[36]

$$P(k_i|x) = p(x|k_i) \cdot p(k_i)/p(x) \quad (5.13)$$

(5.13)'te belirtilen Bayes kuralı denkleminde, $p(x|k)$ sınıf k 'dan bir örneğin x olma olasılığını, $P(k)$ sınıf k 'nın ilk olasılığını, $p(x)$ herhangi bir örneğin x olma olasılığını ve $P(k|x)$ x olan bir örneğin sınıf j 'den olma olasılığını (son olasılık) temsil etmektedir.

$P(X)$ olasılığı bütün sınıflar için sabit olduğuna göre, sadece $P(k_i|x) = P(x|k_i)P(k_i)$ olasılığı için en büyük değer aranır.

SONUÇ VE ÖNERİLER

6.1 Sınıflandırma Başarıları

Kullanılan yöntemler ile elde edilen veri kümeleri, özellik sırasına göre dört farklı sınıflayıcı algoritması ile denenmiştir. Bu sayede, genelleme başarısı ve sınıflama doğruluğu incelenmiştir. Sınıflandırma işleminde 10-katlı çapraz geçerlilik yöntemi ile eğitim ve test kümeleri oluşturulmuştur.

6.1.1 ÇKA Sınıflama Başarısı

Bu bölümde, ÇKA sınıflayıcısı ile yapılan sınıflamalar sonucunda elde edilen başarı sonuçları Çizelge 6.1’de gösterilmektedir. Sonuçlar incelendiğinde, ÇKA sınıflayıcısında, 3-eksenli ivme sensörlerinden alınan verilerin tek başına değerlendirilmesinde oldukça yüksek sınıflama başarısı gösterdiği görülmektedir. Özellik sayısının 50 olduğu veri kümesinde, bel ve el bileği sensörlerinden alınan işaretlerde en iyi sonuç elde edilmiştir. ÇKA sınıflayıcısında, özellik sayısının arttırılmasına bağlı olarak verilerin artması ve ağın karmaşılaşması sonucunda sınıflandırma başarısında düşüş gözlenmiştir. Son satırda yer alan, üçlü veri kümelerine içerdiği bilgi yoğunluğunun, diğer veri kümelerine oranla fazla olması sebebiyle sınıflandırma başarısı özellik sayısının artması ile artış göstermiş ve 75 özellikte en yüksek başarı değerine ulaşılmıştır.

Çizelge 6. 1 ÇKA sonuçları

ÇKA	TBA Sonucu Azaltılan Özellik Sayısı							
Vücut Konumu	25 Özellik		50 Özellik		75 Özellik		100 Özellik	
	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış
Bel	99.4 %	0.6 %	99.6 %	0.4 %	99 %	1 %	98.2 %	1.8 %
Diz	93.8 %	6.2 %	92.4 %	7.6 %	89.2 %	10.8 %	86.6 %	13.4 %
El	99.4 %	0.6 %	99.6 %	0.4 %	99 %	1 %	98.2 %	1.8 %
Üçlü (bel-el-diz)	74.8 %	25.2 %	68.8 %	31.2 %	96.2 %	3.8 %	95.6 %	4.4 %

Çizelge 6. 2 ÇKA sınıflama süreci

ÇKA	Özellik Sayısı			
	25	50	75	100
Hesaplama Süresi	12 sn	35 sn	125 sn	200 sn

Çizelge 6.1 ve Çizelge 6.2'deki sonuçlar incelendiğinde, uygulanan yöntemin yüksek başarı ve sınıflama sonucu verdiği ve özellik azaltma işlemi ile oldukça kısa sürede hareket tespitinin yapıldığı sonucuna ulaşılmaktadır. İki çizelge sonucunda 50 özellikte en yüksek başarı sonucuna ulaşılırken 25 özellikte en hızlı sonuca ulaşıldığı görülmektedir.

Çizelge 6. 3 ÇKA'da üç sensörden alınan 75 özellik için karışıklık matrisi

Hareketler	Düşme	Kalkma	Oturma	Yürüme	Zıplama
Düşme	100	0	0	0	0
Kalkma	0	98	0	2	0
Oturma	0	0	99	1	0
Yürüme	0	2	0	93	5
Zıplama	0	0	0	9	91

6.1.2 DVM Sınıflama Başarısı

DVM sınıflayıcısı ile yapılan sınıflamalarda elde edilen başarı sonuçları Çizelge 6.5'te gösterilmektedir. Sonuçlar incelendiğinde DVM sınıflayıcısının, 3-eksenli ivme sensörlerinden alınan verilerin tek başına değerlendirilmesinde % 100 sınıflama başarısı gösterdiği görülmektedir. Özellik sayısının 25 olduğu veri kümesinde, bel ve el bileği sensörlerinden alınan işaretlerde en iyi sonuç elde edilmiştir. DVM sınıflayıcısında özellik sayısının arttırılmasına bağlı olarak verilerin artması sonucunda sınıflandırma başarısında düşüş gözlenmiştir. Son satırda yer alan, üçlü veri kümesinin içerdiği bilgi yoğunluğunun, diğer veri kümelerine oranla fazla olması sebebiyle yeterli özellik sayısına ulaşılması gerektiğinden sınıflandırma başarısı özellik sayısının artmasına bağlı olarak artış göstermektedir.

Çizelge 6. 4 DVM'de üç sensörden alınan 100 özellik için karışıklık matrisi

Hareketler	Düşme	Kalkma	Oturma	Yürüme	Zıplama
Düşme	100	0	0	0	0
Kalkma	0	98	0	2	0
Oturma	0	0	99	1	0
Yürüme	0	0	0	100	0
Zıplama	0	0	0	7	93

Çizelge 6. 5 DVM sonuçları

DVM	TBA Sonucu Azaltılan Özellik Sayısı							
Vücut Konumu	25 Özellik		50 Özellik		75 Özellik		100 Özellik	
	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış
Bel	100 %	0 %	99 %	1 %	97.4 %	2.6 %	97 %	3 %
Diz	89.2 %	10.8 %	89 %	11 %	88.4 %	11.6 %	87.4 %	12.6 %
El	100 %	0 %	99 %	1 %	97.4 %	2.6 %	97 %	3 %
Üçlü (bel-el-diz)	57.6 %	42.4 %	56.8 %	43.2 %	97.8 %	2.2 %	98 %	2 %

Çizelge 6.5'deki sonuçlar incelendiğinde, uygulanan yöntemin yüksek başarı ve sınıflama sonucu verdiği ve özellik azaltma işlemi ile oldukça kısa sürede hareket tespitinin yapıldığı sonucuna ulaşılmaktadır.

6.1.3 RTF Sınıflama Başarısı

RTF sınıflayıcısı ile yapılan sınıflamaların sonucu elde edilen başarı sonuçları Çizelge 6.7'de gösterilmektedir. Sonuçlar incelendiğinde RTF sınıflayıcısının, 3-eksenli ivme sensörlerinden alınan verilerin tek başına değerlendirilmesinde oldukça yüksek sınıflama başarısı gösterdiği görülmektedir. Özellik sayısının 25 olduğu veri kümesinde, bel ve el sensörlerinden alınan işaretlerde en iyi sonuç elde edilmiştir. RTF sınıflayıcısında da özellik sayısının arttırılmasına bağlı olarak verilerin artması ve ağırlık karmaşılaşması sonucunda sınıflandırma başarısında düşüş gözlenmiştir. Son satırda yer alan, üçlü veri kümesinin içerdiği bilgi yoğunluğunun, diğer veri kümelerine oranla fazla olması sebebiyle sınıflandırma başarısı özellik sayısının artması ile artış göstermiş ve 75 özellikte en yüksek başarıya ulaşmıştır.

Çizelge 6. 6 RTF’de üç sensörden alınan 75 özellik için karışıklık matrisi

Hareketler	Düşme	Kalkma	Oturma	Yürüme	Zıplama
Düşme	100	0	0	0	0
Kalkma	0	95	2	2	1
Oturma	0	0	98	0	2
Yürüme	0	0	0	43	57
Zıplama	0	0	0	18	82

Çizelge 6. 7 RTF sonuçları

RTF	TBA Sonucu Azaltılan Özellik Sayısı							
Vücut Konumu	25 Özellik		50 Özellik		75 Özellik		100 Özellik	
	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış
Bel	99.4 %	0.4 %	98.6 %	1.4 %	98.4 %	1.4 %	97.8 %	2.2 %
Diz	95.2 %	4.8 %	96.2 %	3.8 %	96.4 %	3.6 %	97.2 %	2.8 %
El	99.4 %	0.6 %	98.6 %	1.4 %	98.6 %	1.4 %	97.8 %	2.2 %
Üçlü (bel-el-diz)	81.4 %	18.6 %	76 %	24 %	83.6 %	16.4 %	82.4 %	17.6 %

Çizelge 6.7’deki sonuçlar incelendiğinde, uygulanan yöntemin yüksek başarı ve sınıflama sonucu verdiği ve özellik azaltma işlemi ile oldukça kısa sürede hareket tespitinin yapıldığı sonucuna ulaşılmaktadır.

6.1.4 Naive Bayes Sınıflama Başarısı

Naive Bayes sınıflayıcısı ile yapılan sınıflamalarda elde edilen başarı sonuçları Çizelge 6.9’da gösterilmektedir. Sonuçlar incelendiğinde Naive Bayes sınıflayıcısının, 3-eksenli

ivme sensörlerinden alınan verilerin tek başına değerlendirilmesinde diğer sınıflarda olduğu gibi yüksek sınıflama başarısı gösterdiği görülmektedir. Özellik sayısının 25 olduğu veri kümesinde, bel ve el bileği sensörlerinden alınan işaretleride en iyi sonuç elde edilmiştir. Özellik sayısının arttırılmasına bağlı olarak verilerin artması sonucunda sınıflandırma başarısında düşüş gözlenmiştir. Son satırda yer alan, üçlü veri kümesinin içerdiği bilgi yoğunluğunun, diğer veri kümelerine oranla fazla olması sebebiyle sınıflandırma başarısı özellik sayısının artması ile artış göstermiş ve 75 özellikte en yüksek başarıya ulaşmıştır.

Çizelge 6. 8 Naive Bayes’te üç sensörden alınan 75 özellik karışıklık matrisi

Hareketler	Düşme	Kalkma	Oturma	Yürüme	Zıplama
Düşme	100	0	0	0	0
Kalkma	0	99	0	1	0
Oturma	0	0	97	0	3
Yürüme	0	0	0	52	48
Zıplama	0	0	0	15	85

Çizelge 6. 9 Naive Bayes sonuçları

Naive Bayes	TBA Sonucu Azaltılan Özellik Sayısı							
Vücut Konumu	25 Özellik		50 Özellik		75 Özellik		100 Özellik	
	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış	Doğru	Yanlış
Bel	99.4 %	0.4 %	98.6 %	1.4 %	98.4 %	1.4 %	97.8 %	2.2 %
Diz	95.2 %	4.8 %	96.2 %	3.8 %	96.4 %	3.6 %	97.2 %	2.8 %
El	99.4 %	0.6 %	98.6 %	1.4 %	98.6 %	1.4 %	97.8 %	2.2 %
Üçlü	81.4 %	18.6 %	76 %	24 %	83.6 %	16.4 %	82.4 %	17.6 %

Çizelge 6.9'teki sonuçlar incelendiğinde, uygulanan yöntemin yüksek başarı ve sınıflama sonucu verdiği ve özellik azaltma işlemi ile oldukça kısa sürede hareket tespiti yapıldığı sonucuna ulaşılmaktadır.

6.2 Yapılan Çalışmalar ile Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması

Elde edilen başarı sonuçları, kullanılan yöntemin daha önce yapılan çalışmalara göre üstün yönlerinin olduğunu göstermektedir.

İlk dikkati çeken noktalardan birisi, TBA sonucu elde edilen özellik sayısının önemidir. Daha önceki çalışmalarda da TBA ile özellik azaltma yapılmış ve DVM kullanılarak sınıflandırma yapıldıysa da başarı oranı % 94.8 oranında kalmış ve başarıyı arttırmak için ivme sensöründen alınan sinyallerin bir ön işlem ile normalize edilmesinin gerektiğini ve düzenleme yapılmasının verimi arttırabileceği belirtilmiştir [2].

Bir diğer dikkat çeken nokta ise kullanılan ön işlem yöntemleridir. Daha önceki çalışmalarda sınıflandırma işlemi, ön sınıflama ve asıl sınıflama olarak iki aşamaya ayrılmaktadır [3]. Ön sınıflama işlemi, hareketleri iki farklı sınıfa ayırmak için hız, darbe ve duruş gibi belirli eşik değerlerini kullanmaktadır [8]. Bu eşik değerleri ile yapılan hareketin, yürüme, oturma, kalkma gibi “aktif hareket sınıfında mı?” yoksa yatma, uzanma, düşme, durma gibi “pasif hareket sınıfında mı?” olduğu ayrımı yapılmaktadır. Pasif ve aktif hareket sınıfına ayrılan hareketler ise bu aşamadan sonra sınıflandırılarak hareket tespiti yapılmaktadır [14],[20].

Bu çalışmalarda da başarı oranları % 85-99,8 aralığında değişim göstermektedir [20]. Ancak başarı oranları yüksek olmasına karşılık, iki farklı eşik işlemi ve iki farklı sınıflama işleminin uygulanması bu sistemlerin tepki verme sürelerini geciktirmektedir.

Üçüncü dikkat çeken nokta, gerçek zamanlı sınıflama ile hareket tespitidir. Gerçek zamanlı çalışmalarda kullanılan sistemler günlük yaşam şartlarına daha uygun olmakta ve %92-93 başarı seviyesine ulaşmasına karşılık, veri depolama ve değerlendirme işlemlerinde hafızanın sınırlı olması, değerlendirme algoritmaları için gerekli özelliklerin yetersiz kalabilmesi, yapılan işlemler sebebiyle ekstra batarya ve zaman gerektirmesi gibi olumsuz yönleri bulunmaktadır [1],[16].

Hareket sayısı deęişiminin de başarı üzerinde etkisi olduęu görölmektedir. İşleme dâhil edilen hareketlerin artması ile başarı oranlarında düşüşler görölmektedir. Hareket sayısının artması ile %7 ile %10 aralığında başarı düşüşü gözlemlenmiştir [25]. Yine bunun aksine, kullanılan sistemlerde hareket sayısının azaltılmasına baęlı olarak %10 ile %30 aralığında başarı artışı gözlemlenmiştir [25]. Bu durumda hareket sınıflandırma işleminde, kullanım alanına göre doęru ve gerekli hareketlerin seçiminin hızlı sonuç alabilmek, yüksek başarı elde edebilmek ve tam bir güvenilirlik elde edebilmek için gereklilięini belirtmektedir.

İvme sensörü ile hareket tespiti karşılık 3D Vicon görüntülü sistemler de denenmiştir. Hareket tespiti ve sınıflandırmasında her iki sistemde %95 ortalama ile başarılı tespit ve sınıflama yapabilmektedir. Ancak görüntülü sistemlerin, günlük yaşam içinde kullanımının zor olması, kısıtlı görüntü açıları ve görüntü üzerinde yansıma, parlama gibi etkiler ile görüntü verimlilięinin düşmesi bu sistemlerin olumsuz yönleridir [11].

Kullanılacak özellik seçme veya azaltma yönteminin doęru seçilmesi sınıflayıcı başarısını doğrudan etkiledięi görölmektedir. Önceki çalışmalarda, birçok sınıflayıcı yöntemi kullanılmıştır. Bu çalışmada olduęu gibi DVM, ÇKA, Naive Bayes sınıflayıcıları kullanıldığı gibi Karar Ağacı, En Yakın Komşu Hidden Markov Modeli(HMM) ve Gaussian Mixture Modeli (GMM)'de kullanılan sınıflayıcılar arasındadır [1],[2],[12].

Ortak sınıflayıcılar incelendiğinde;

DVM için önceki çalışmalarda, %93 ile %94.8 aralığında başarı elde edilirken bu çalışmada uygulanan özellik azaltma ve pencereleme işlemleri sonucunda %98 ile %100 aralığında başarıya ulaşılmaktadır [1],[2].

Naive Bayes sınıflayıcısı için önceki çalışmalarda, %90 ile %92 aralığında başarı elde edilirken bu çalışmada uygulanan özellik azaltma ve pencereleme işlemleri sonucunda %83.6 ile %99.4 aralığında başarıya ulaşılmıştır [12].

[19]'da En Yakın Komşu algoritması ile %95 sınıflama başarısı, [2] 'de HMM algoritması ile %96.43 sınıflama başarısı, yine [2] 'de GMM algoritması ile %98.72 sınıflama başarısı ve [20]'de Karar Ağacı algoritması ile %97.2 sınıflama başarısı elde edilmiştir. Başarı

oranlarına bakıldığında bu çalışmada uygulanan yöntemin daha önce yapılan çalışmalara oranla daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir.

6.3 Sonuçların Yorumlanması ve Öneriler

Bu çalışmada, günlük aktivitelere ait hareket bilgilerinin ivme sensörleri ile toplanması sonrasında, verilere interpolasyon uygulanarak düzenleme ve yeni özellik çıkarımı yapılmaksızın alınan verilerde TBA ile özellik azaltma işlemleri uygulanmıştır. Farklı boyutlarda veri kümeleri oluşturulmuş ve bu veri kümelerinin hareketlerin başarı ile sınıflandırılması gösterilmiştir. Toplanan hareket verilerinin, kablosuz olarak iletilmesi hareket serbestliği sağladığı gibi kullanılan MEMS ivme sensörlerinin küçük boyutlu ve hafif olması sebebiyle kullanıcılar için kullanım konforu sağlanmıştır. Bu sayede, kullanıcılar günlük hareketlerini doğal olarak sürdürebilmekte ve ölçüm cihazları sebebiyle günlük hareket davranışları etkilenmemektedir. Alınan veriler, interpolasyon ve normalizasyon ile ön işlemden geçirildikten sonra TBA ile farklı özellik boyutlarına indirgenmiştir. Bu sayede, alınan hareket verilerinin TBA sonucunda hangi özellik sayısında daha verimli olacağı kestirilmeye çalışılmıştır. Ayrıca 3 farklı vücut konumundan veri alınarak, hangi konumun günlük hareketlerin tanınmasında daha genel bilgi verebildiği de incelenmiştir. Günlük hareketlerin seçiminde, en çok kullanılan yürüme, oturma, kalkma, zıplama gibi hareketlerin yanında güncel araştırma konusu olan ve yaşlı insanlar için ciddi sağlık problemlerine sebep olan düşme hareketi seçilmiştir. Düşme sonucu oluşan yaralanmalar, özellikle yaşlı insanlarda ciddi rahatsızlıklara, kırıklara ve ölüme sebep olmaktadır. Ayrıca, tek başına yaşayan yaşlı insanlarda, düşme sonucu bayılma ve yaralanmalarda olabildiğince hızlı müdahale edilebilmesi için bu sistemlerin geliştirilmesi önemlidir. Bu amaçla, hareket verilerinin alınmasında farklı fiziksel özelliklere sahip 15 erkek ve 5 bayan olmak üzere toplam 20 kişiden oturma, kalkma, yürüme, zıplama ve düşme hareketlerinden 5'er örnek alınarak hareket veri tabanı oluşturulmuştur. Bölüm 4 ve Bölüm 5'te belirtilen işlemler sonucunda hareket türleri yüksek başarı ile sınıflandırılmıştır.

Sınıflandırma sonuçlarına bakıldığında DVM 25 özellikte %100 sınıflama başarıyla ile en yüksek başarıyı elde etmiştir. Sırasıyla ÇKA %99,6, RTF %99,4 ve Naive Bayes sınıflayıcısı %99,4 başarıları ile sınıflama yapmıştır. TBA sonucunda 25, 50, 75 ve 100 özellik

boyutlarında veri kümeleri oluşturulmuş ve bu uzunlukların başarıları incelenmiştir. İvme sensörlerinden alınan veriler tek tek incelendiğinde ÇKA için 50 özellik en iyi sonucu verirken, diğer sınıflayıcılarda 25 özellik en iyi sonucu vermiştir. Bu sayede gerektiğinden daha uzun özellik seçilmesinin sınıflama verimliliğini düşürdüğü görülmektedir. Yine bel, el ve dizden alınan veriler içerisinde bel ve el bileğinin en verimli konumlar olduğu görülmüştür. Diz konumu verileri ile hareketlerin tanınmasında yüksek sınıflama yapabilmesine karşın bel ve el bileği verilerine oranla daha düşük bir sınıflama oranı yakalanmıştır.

Her üç konuma ait veriler ile hareket sınıflandırılması yapıldığında, ÇKA 75 özellikte %96.2, DVM 100 özellikte %98, RTF 75 özellikte %83.6 ve Naive Bayes sınıflayıcısı 75 özellikte %83.6 sınıflama başarısı elde etmiştir. Veri kümelerine ait bilgi içeriğinin artmasına bağlı olarak, yüksek ve doğru sınıflama oranı elde etmek için özellik sayısında da artış olması gerektiği 6. Bölüme ait çizelgelerin üçlü sınıflama satırlarında görülmektedir. Ancak, bu artışa bağlı olarak sınıflandırma süresi ve başarısı olumsuz etkilenmektedir.

Tüm sonuçlar incelendiğinde, her üç vücut konumu da hareketlerin tanınmasında ve sınıflandırılmasında yüksek başarı elde etmiştir. Günlük hareketlerin tanınmasında 1 adet 3-eksenli ivme sensörünün kullanımının yeterli olduğu görülmüştür. Ayrıca kullanım konforunu arttırmak adına, ivme sensörünün kullanılacak duruma veya ortama göre değiştirilebilerek, ölçümlerin farklı bölgelerden alınması ile sınıflama işlemine devam edilebileceği görülmektedir. Bu ise günlük hayatta uzun süreli giyilebilir sensörlerin kullanılması için rahatlık sağlayacaktır.

İleriye yönelik olarak, özellik azaltma işleminde TBA yerine Lineer Ayırma Analizi işlemi kullanılarak başarı oranları incelenebilir. Ayrıca hareket örneklerinin oluşturulmasında farklı boyutlarda pencerelemeler yapılarak en yüksek sonucu veren en düşük veri boyutları tespit edilebilir. Günlük hareket tespitine konu olan yaşlılarda düşme hareketinin tespiti ve müdahalesine ek olarak, gerekli kablosuz haberleşme imkânları ile maden, tünel ve inşaat gibi kazaların olabileceği ve müdahale süresinin uzama ihtimali olan yerlerde çalışan insanların hareket durumlarını takip etmeye yönelik sistemler üzerinde çalışmalar da yapılarak uygulama alanları genişletilebilir.

KAYNAKLAR

- [1] Fuentes, D., Gonzales-Abril, L., Angulo, C. ve Ortega, J.A., (2012). "Online Motion Recognition Using an Accelerometer in a Mobil Device", *Expert Systems with Applications*, 39:2461-2465.
- [2] Wang, J., Chen, R., Sun, X., She, M. ve Kong, L., (2012). "Generative Models For Automatic Recognition of Human Daily Activities From a Single Tri-Axial Accelerometer", *WCCI 2012 IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 10-15 June 2012, Brisbane – Australia.
- [3] Lambordi, A., Ferri, M., Rescio, G., Grassi, M. ve Malcovati, P., (2009). "Wearable Wireless Accelerometer with Embedded Fall-Detection Logic for Multi-Sensor Ambient Assisted Living Applications", *IEEE SENSORS*, 25-28 Oct. 2009 , Christchurch.
- [4] Chen, D., Zhang, Y., ve Li, X., (2012). "A Wireless Real-Time Fall Detecting System Based on Barometer and Accelerometer", *Industrial Electronics and Applications (ICIEA) 7th IEEE Conference on*, 10-18 July 2012, Singapore.
- [5] Le, T.M. ve Pan, R., (2009). "Accelerometer-Based Sensor Network for Fall Detection", *BioCAS IEEE Conference*, 26-28 November 2009, Beijing.
- [6] Quagliarella, L., Sasanelli, N. ve Belgiovine, G., (2008). "An Interactive Fall and Loss of Consciousness Detector System", *Gait & Posture*, 28:699-702.
- [7] Ishigaki, N., Kimura, T., Usui, Y., Aoki, K., Narita, N., Shimizu, M., Hara, K., Ogihara, N., Nakamura, K., Kato, H., Ohira, M., Yokokawa, Y., Miyoshi, K., Murakami, N., Okada, S., Nakamura, T. ve Saito, N.,(2011). "Analysis of Pelvic Movement in the Elderly During Walking Using a Posture Monitoring System Equipped with a Triaxial Accelerometer and a Gyroscope", *Journal of Biomechanics*, 44:1788-1792.
- [8] Bourke, A.K., Ven, P., Gamble, M., O'Connor, R., Murphy, K., Bogan, E., McQuade, E., Finucane, P., O'Laighin, G. ve Nelson, J.,(2010). "Evaluation of waist-mounted tri-axial accelerometer based fall-detection algorithms during scripted and continuous unscripted activities"*Journal of Biomechanics*, 43:3051-3057.
- [9] Purwar, A., Jeong, D.U. ve Chung, W.Y., (2007). "Activity Monitoring from Real-Time Triaxial Accelerometer Data Using Sensor Network", *International*

- Conference on Control, Automation and Systems, 17-20 Oct. 2007, Seoul, Korea.
- [10] Zhang, Z., L. Ji, Huang, Z. ve Wu, J., (2011). "Multi-Model Adaptation for Thigh Movement Estimation Using Accelerometers", IET Signal Processing, 5:709-716.
 - [11] Chung, P.Y.M. ve Ng, G.Y.F., (2012). "Comparison Between an Accelerometer and a Three-Dimensional Motion Analysis System for The Detection of Movement", Physiotherapy, 98:256-259.
 - [12] Muscillo, R., Schmid, M., Conforto, S. ve D'Alessio T., (2010). "An Adaptive Kalman-Based Bayes Estimation Technique to Classify Locomotor Activities in Young and Elderly Adults Through Accelerometers", Medical Engineering & Physics, 32:849-859.
 - [13] Yanga, M., Zhenga, H., Wanga, H., McCleanb, S. ve Newellc, D., (2012). "iGait: An interactive accelerometer based gait analysis system", Computer Methods and Programs in Biomedicine, 108:715-723.
 - [14] Oshima vd., (2012). "Classifying Household and Locomotive Activities Using a Triaxial Accelerometer", Gait & Posture, 31:370-374.
 - [15] Mathie vd., (2004). "Classification of basic Daily movements using a triaxial accelerometer", Medical & Biological Engineering & Computing, 42:679-687.
 - [16] Karantonis vd., (2006). "Implementation of a Real-Time Human Movement Classifier Using a Triaxial Accelerometer for Ambulatory Monitoring", IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 10:156-167.
 - [17] Yang, J.Y., Wang, J.S. ve Chen, Y.P., (2008). "Using Acceleration Measurements for Activity Recognition: An Effective Learning Algorithm for Constructing Neural Classifiers", Pattern Recognition Letters, 29:2213-2220.
 - [18] Amini vd., (2011). "Accelerometer-Based on-Body Sensor Localization for Health and Medical Monitoring Applications", 7:746-760.
 - [19] Preece vd., (2009). "A Comparison of Feature Extraction Methods for the Classification of Dynamic Activities From Accelerometer Data", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 56:871-879.
 - [20] Farkas, I. ve Doran, E., (2011). "Detection of Daily Movement From Data Collected with Two Tri-Axial Accelerometers", Telecommunications and Signal Processing (TSP), 34th International Conference, 18-20 August 2011, Budapest.
 - [21] Wikipedia, Accelerometer, <http://en.wikipedia.org/wiki/Accelerometer>, 21 Kasım 2013
 - [22] Digi-key, Sensor Solutions, <http://www.digikey.com/us/en/techzone/sensors/resources/articles/using-an-accelerometer-for-inclination-sensing.html>, 22 Kasım 2013
 - [23] Texas Instruments, (2011). eZ430-Chronos Development Tool User's Guide, Yayın No: SLAU292D, Texas.

- [24] VTI Technologies, (2009). CMA3000-D0X Series 3-Axis Accelerometer Datasheet, Yayın No: 8281000.12, Finland.
- [25] Chen vd., (2008). "Online Classifier Construction Algorithm for Human Activity Detection Using a Tri-Axial Accelerometer", Applied Mathematics and Computation, 205:849-860.
- [26] Kung vd., (2010). "Efficient Movement Detection for Human Actions Using Triaxial Accelerometer", Consumer Electronics (ICCE), 2010 Digest of Technical Papers International Conference, 9-13 Jan. 2010, Las Vegas.
- [27] Godfray vd., (2011). "Activity Classification Using a Single Chest Mounted Tri-Axial Accelerometer", Medical Engineering & Physics, 33:1127-1135.
- [28] Wikipedi, Interpolation, <http://tr.wikipedia.org/wiki/%C4%B0nterpolasyon>, 18 Kasım 2013.
- [29] Uygulamalı Matematik, Lineer İnterpolasyon, http://www.uygulamalimatematik.com/?page_id=323, 19 Kasım 2013
- [30] Yavuz, S. ve Deveci, M., (2012). "İstatiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağın Performansına Etkisi", Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 40:167-187.
- [31] Yazar, I., Yavuz, H.S. ve Çay, M.A., (2009). "Temel Bileşen Analizi Yönteminin ve Bazı Klasik ve Robust Uyarlamalarının Yüz Tanıma Uygulamaları", Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 22:49-63.
- [32] Hamzaçebi, C., (2011). Yapay Sinir Ağları, 1. Baskı, Ekin Yayınevi, Bursa.
- [33] Küçük, H., Tepe, C. ve Eminoğlu, İ., (2013). "Classification of EMG Signals by K-Nearest Neighbor Algorithm and Support Vector Machine Methods" 21st Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 24-26 April 2013, Lefkosa.
- [34] Kavzoğlu, T. ve Çölkesen, İ., (2010). "Investigation of the Effects of Kernel Functions in Satellite Image Classification Using Support Vector Machines" Harita Dergisi, 144:73-82.
- [35] Doğan, B. ve Korürek, M.,(2009). "Performance evaluation of Radial Basis Function Neural Network on ECG beat classification", 14th National Biomedical Engineering Meeting (BIYOMUT), 20-22 Mayıs 2009, İzmir.
- [36] Kurban, O.C., Yıldırım, T. ve Başaran, E., (2013). "Neural Network Based Footprint Identification Without Feature Extraction", 21st Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 24-26 April 2013, Lefkosa.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı	:Onur Can KURBAN
Doğum Tarihi ve Yeri	:28.Şubat.1987/Altındağ
Yabancı Dili	:İngilizce
E-posta	:ockurban@yildiz.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans			
Lisans	Elektrik-Elektronik Müh.	Erciyes Üniversitesi	2009
Lise	Sayısal	Kayseri Sümer Lisesi(YDA)	2005

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2010	Karabük Üniversitesi	Arş. Gör.
2005	Argetek Elektronik Tasarım ve Yazılım Firması	Ar-Ge Koordinatörü

YAYINLARI

Bildiri

1. Kurban, O.C., Yıldırım, T. ve Başaran, E., (2013). “Neural Network Based Footprint Identification Without Feature Extraction”, 21st Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 24-26 April 2013, Lefkosa.

ÖDÜLLERİ

1. Proje Park-2009 **Genç Girişimcilik Ödülü**