

**SİSMİK SENSÖR AĞI KULLANILARAK İNSAN DÜŞMESİNİN
TESPİT EDİLMESİ**

HALİL İBRAHİM SÜMER

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ**

**TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ARALIK 2015

Fen Bilimleri Enstitü onayı

Prof. Dr. Osman EROĞUL
Müdür

Bu tezin Yüksek Lisans derecesinin tüm gereksinimlerini sağladığını onaylarım.

Prof. Dr. Murat ALANYALI
Anabilim Dalı Başkanı

Halil İbrahim SÜMER tarafından hazırlanan SİSMİK SENSÖR AĞI KULLANILARAK İNSAN DÜŞMESİNİN TESPİT EDİLMESİ adlı bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Yrd. Doç. Dr. Sevgi Zübeyde GÜRBÜZ
Tez Danışmanı

Tez Jüri Üyeleri

Başkan : Yrd. Doç. Dr. Murat ÖZBAYOĞLU

Üye : Prof. Dr. Enis ÇETİN

Üye : Yrd. Doç. Dr. Sevgi Zübeyde GÜRBÜZ

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada orijinal olmayan her türlü kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Halil İbrahim SÜMER

Üniversitesi : TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi
Enstitüsü : Fen Bilimleri
Anabilim Dalı : Elektrik ve Elektronik Mühendisliği
Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. Sevgi Zübeyde GÜRBÜZ
Tez Türü ve Tarihi : Yüksek Lisans – Aralık 2015

Halil İbrahim SÜMER

SİSMİK SENSÖR AĞI KULLANILARAK İNSAN DÜŞMESİNİN TESPİT EDİLMESİ

ÖZET

İnsanlar yaşlandıkça düşme, büyük bir sağlık tehdidi oluşturmaktadır. Bu konudaki çalışmalar düşmelere hızlı tepki vermenin ölümle sonuçlanan vaka sayısında kritik azalma sağladığını göstermektedir. Bu nedenle sağlık gözetleme yapan biyomedikal uygulamalarında kullanılan sensörler yardımıyla sinyal işleme algoritmalarının geliştirilmesi önemli bir araştırma alanına dönüşmüştür. Bu çalışmada sismik sensör ağı kullanılarak hareket sınıflandırılması ve düşme tespiti için yeni bir algoritma önerilmiştir. Daha ayrıntılı olarak, insan düşmesinin yanında kapı çarpması, pencere çarpması ve bir nesnenin düşmesi gibi parazit sinyallerin sınıflandırılması değerlendirilmektedir. Bu tez çalışmasında spektral istatistik ve ayrık dalgacık dönüşümü ile öznelik çıkarma metotları önerilmiştir. Sismik sensör ağı kullanılarak alınan gerçek verilerin performans sonuçları verilmiştir. Bu algoritma ile özellikle karışıklığa sebep olabilecek parazit sinyallere karşı yanlış alarm sayıları düşürülmüştür. Yapılan çalışmalar sonucunda insan düşmesi %99,4 doğruluk oranıyla tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Düşme tespiti; insan aktiviteleri; sismik sensör ağı; sınıflandırma.

University : TOBB Economics and Technology University
Institute : Institute of Natural and Applied Sciences
Science Programme : Electrical and Electronics Engineering
Supervisor : Assist. Prof. Dr. Sevgi Zübeyde GÜRBÜZ
Degree Awarded and Date : M.Sc. – December 2015

Halil İbrahim SÜMER

**INDOOR FALL DETECTION
USING A NETWORK OF SEISMIC SENSORS**

ABSTRACT

Falls present a great health threat as people get older; moreover, studies have shown that rapid response is critical to decreasing fall-related mortality. Thus, the development of signal processing algorithms for sensors used in biomedical applications involving assisted living has become an avid area of research. In this work, a novel algorithm for activity classification and fall detection using a seismic sensor network is proposed. More specifically, classification of falling as well as sources of parasitic signals, such as dropping an object, slamming a door, and shutting a window, are considered. A new target detection and feature extraction algorithm based on wavelet coefficient characterization and spectral statistics is proposed. Results quantifying the performance of the algorithm on real data from a seismic sensor network are given. It is shown that the algorithm offers a reduction of false alarms especially in the case of potentially confusable parasitic signals. According to the studies human falls were detected with an accuracy rate of 99.4%.

Keywords: Fall detection; human activity; seismic sensor network; classification.

TEŞEKKÜR

Öncelikle çalışmalarım boyunca değerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Yrd. Doç. Dr. Sevgi Zübeyde GÜRBÜZ'e yine kıymetli tecrübelerinden faydalandığım TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü öğretim üyelerine, yüksek lisans eğitimim boyunca bana burs olanağı sağlayan TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi'ne teşekkürü bir borç bilirim.

Beni bu günlere getiren, desteklerini hiç esirgemeyen sevgili annem, babam, teyzelerim ve anneannem başta olmak üzere, eğitim hayatım boyunca ilminden faydalandığım ve aşmam gereken zorluklarda yardımlarını hiç esirgemeyen kardeşim Pelin SÜMER'e ayrıca teşekkür ederim.

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi'nde Radar Sistemleri Laboratuvarında beraber çalıştığım arkadaşlarıma da teşekkürlerimi sunarım.

Bu çalışma EU FP7 Project No. PIRG-GA-2012-268276 tarafından desteklenmiştir.

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	ix
ŞEKİL LİSTESİ.....	x
KISALTMALAR	xii
SEMBOL LİSTESİ	xiii
1. GİRİŞ.....	1
1.1 Tarihçe.....	1
1.2 Sismik Dalgalar	1
1.3 Problem Tanımı.....	3
1.4 Tez Organizasyonu.....	4
2. İLGİLİ TEKNOLOJİLER	5
2.1 Kablosuz Sensör Ağları.....	5
2.2 ZigBee Teknolojisi	7
2.3 Fiziksel Aktivite İzleme	9
2.3.1 Video Kamera	10
2.3.2 Giyilebilir Sensörler	11
2.3.3 Radar	11
2.3.4 Çevre Sensörleri	13
2.3.4.1 Kızılötesi Sensörler	14
2.3.4.2 Titreşim Sensörleri	14
3. DONANIM.....	17
3.1 Veri Toplama Sistemi.....	17
3.2 Sismik Sensör	20
3.3 Yükseltici	21
4. YÖNTEM	24
4.1 Algılama	24
4.2 Gürültü Azaltma.....	26
4.2.1 Ayırık Dalgacık Dönüşümü İle Gürültü Azaltma	26

4.2.2 Ortalama Gürültü Çıkarımı	29
4.3 Özellik çıkarma	31
4.3.1 Spektral Analiz	31
4.3.2 Çarpıklık (Skewness)	34
4.3.3 Basıklık (Kurtosis)	35
4.3.4 Ayrık Dalgacık Dönüşümü.....	36
4.3.5 Ayrık Kosinüs Dönüşümü	39
4.4 Öznitelik Seçimi: Sargı Yöntemi	40
4.5 Sınıflandırma.....	43
4.5.1 Destek Vektör Makinesi (SVM)	43
4.5.2 k-En Yakın Komşu Algoritması (KNN)	44
5. DENEYSEL SONUÇLAR.....	46
5.1 Öznitelik Vektörleri ve Sınıflandırma.....	47
5.2 Seçilen Öznitelik Sayısının Etkisi	48
5.3 K Değerinin En Yakın Komşuluk Üzerinde Etkisi	51
5.4 Kullanılan Eğitim Seti Oranının Etkisi	54
5.5 Sensör Konumu ve Zemin Etkisi	56
6. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR	58
KAYNAKÇA	59
ÖZGEÇMİŞ	65

ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 5.1 Kullanılan veri kümesinin dağılımı	46
Çizelge 5.2 Seçilen öznitelik sayısının başarımlar üzerinde etkisi	48
Çizelge 5.3 En çok seçilen öznitelikler	50
Çizelge 5.4 K değerinin KNN sınıflandırıcı üzerinde etkisi	52
Çizelge 5.5 Kullanılan eğitim seti oranının başarımlar üzerinde etkisi	55

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 1.1 Sismik dalga türleri [4]	2
Şekil 2.1 İnsan modelini oluşturan 12 ayrı nokta hedefi [28].....	12
Şekil 3.1 Veri toplama sistemi	17
Şekil 3.2 USB-1208FS; terminaller 1-3, USB girişi 4, veri iletişim LED'i 2 [40]....	18
Şekil 3.3 USB-1208FS blok diyagramı [40].....	19
Şekil 3.3 RGI-HP103 jeofon [41]	20
Şekil 3.4 Yükseltici blok diyagramı.....	21
Şekil 3.5 Yükseltici devresi.....	22
Şekil 4.1 Sismik sensör kullanılarak düşme algılama aşamaları.....	24
Şekil 4.2 Sismik işaretlerin belirlenmesi.....	25
Şekil 4.3 Ayrık dalgacık dönüşümünden önce ve sonra sinyaller	28
Şekil 4.4 Dalgacık dönüşümü ile gürültü süzme; orijinal sinyal (a), gürültüsü azaltılmış sinyal (b)	29
Şekil 4.5 Ortalama gürültü farkı alınarak sinyal iyileştirmesi; orijinal sinyal (a), gürültüsü azaltılmış sinyal (b)	30
Şekil 4.6 Sismik sinyallerin spektrogramı; yürüme (a), koşma (b), düşme (c), kapı çarpması (d), pencere çarpması (e).....	32
Şekil 4.7 Güç spektral yoğunluğu; sensör 1 (a), sensör 2 (b), sensör 3 (c), sensör 4 (d).....	33
Şekil 4.8 Simetrik dağılım [45].....	34
Şekil 4.9 Negatif çarpıklık [45].....	34
Şekil 4.10 Pozitif Çarpıklık [45].....	35
Şekil 4.11 Üç basamak ayrık dalgacık dönüşümü	38
Şekil 4.12 $x[n]$ sinyalinin üç basamak ayrık dalgacık dönüşümü.....	38
Şekil 4.13 Üç basamak ters ayrık dalgacık dönüşümü.....	39
Şekil 4.14 İleri yönlü sargı yöntemi çalışma ilkesi [48]	41
Şekil 4.15 Farklı özniteliklere göre hareket dağılımları.....	42
Şekil 5.1 Kullanılan özniteliklerden üç tanesinin dağılımı	47
Şekil 5.2 SVM'de öznitelik sayısının başarıma etkisi	49
Şekil 5.3 KNN'de öznitelik sayısının başarıma etkisi	51

Şekil 5.4 KNN’de K değerinin düşme tespiti başarımına etkisi	52
Şekil 5.5 KNN’de K değerinin kapı çarpması tespiti başarımına etkisi	53
Şekil 5.6 KNN’de K değerinin pencere çarpması tespiti başarımına etkisi	53
Şekil 5.7 KNN’de K değerinin nesne düşmesinin tespiti başarımına etkisi	54
Şekil 5.8 SVM’de kullanılan eğitim seti oranının başarımına etkisi	55
Şekil 5.9 KNN’de kullanılan eğitim seti oranının başarımına etkisi	56
Şekil 5.10 İnsan düşmesinin ahşap, beton ve halı zemin üzerindeki spektogramları	57

KISALTMALAR

Kısaltmalar	Açıklama
DCT	Ayrık kosinüs dönüşümü (Discrete cosine transform)
DFT	Ayrık Fourier dönüşümü (Discrete Fourier transform)
SVM	Destek vektör makinası (Support vector machine)
KNN	K en yakın komşu (K nearest neighbors)
EM	Elektromanyetik
LED	Işık yayan diyot (Light emitting diode)
nVLSI	Çok geniş ölçekli tümleşim (Very large scale integration)
DAC	Dijital analog çevirici (Digital analog converter)
HPF	Yüksek geçirgen filtre (High pass filter)
DC	Doğru Akım (Direct current)
USB	Evrensel seri veriyolu (Universal serial bus)
ISM	Sınai, bilimsel ve tıbbi cihaz bandı (Industrial scientific medical band)

SEMBOL LİSTESİ

Bu çalışmada kullanılmış olan simgeler açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	Açıklama
μ	Ortalama
$x(t)$	Sismik sensörden alınan sinyal
$n(t)$	Beyaz gürültü
σ^2	Varyans
W_ψ	Dalgacık dönüşümü
λ	Gürültü katsayısı
σ	Gürültü seviyesinin standart sapması
d	Dalgacık katsayısı
$F(x(t))$	Sismik sensörden alınan sinyalin Fourier dönüşümü
$S(f)$	Fourier dönüşümünün frekans ekseninde gösterimi
f	Frekans
$X(n)$	Ayrık Fourier dönüşümü katsayıları
γ	Çarpıklık
μ	Ortalama
β	Basıklık
μ_4	Ortalama etrafındaki dördüncü momenti
σ^4	Standart sapmanın dördüncü kuvveti
H_0	Yüksek geçirgen filtre
G_0	Düşük geçirgen filtre
X_k	Ayrık kosinüs dönüşümü katsayıları
v_n	Sınıf
p	Olasılık
d	Öklid uzaklığı

1. GİRİŞ

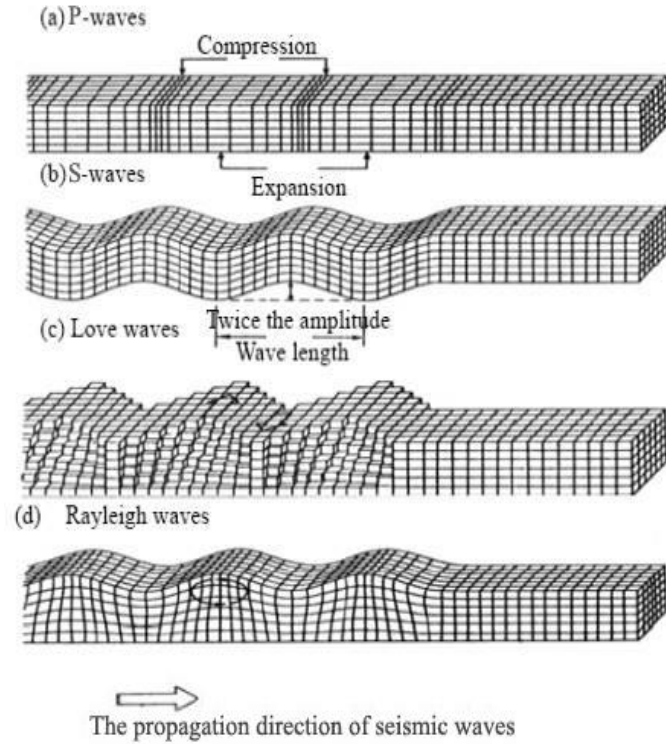
1.1 Tarihçe

Dünya üzerinde 7,3 milyar insanın yaşadığı tahmin edilmekte ve 2030 yılı sonunda ise insan nüfusunun 8,5 milyar olması beklenmektedir [1]. Dünya Sağlık Örgütü'nün yayımladığı verilere göre dünya nüfusunun %16'sı 55 yaşın üzerinde bulunmaktadır [2]. Türkiye'de ise 2030 senesinde nüfusun %20'sinin 55 yaş ve üzerinde olacağı tahmin edilmektedir [1]. Bu durum da hastanelerin yükünü azaltabilmek adına evde bakım hizmetlerini zorunlu hale getirmektedir. Bundan dolayı yaşlı nüfusun evde bakım hizmetlerine yardımcı olacak teknolojilerin geliştirilmesi ve kullanımı büyük önem arz etmektedir. Literatürde bu alanda yapılmış bir takım çalışmalar bulunmaktadır. Bu konuda yapılan araştırmalarda genellikle giyilebilir sensör teknolojileri kullanılarak hastaların üzerinde taşınmasını gerektiren elektronik cihazlar ile sağlanmaya çalışılmıştır. Yaşlı ve bakıma muhtaç insanlar genellikle bu gibi cihazları giymeyi veya şarj etmeyi unutmaktadır. Bu da sistemin başarısını olumsuz yönde etkilemektedir. Bu konuda uygulanan diğer bir yöntem ise oda içerisine yerleştirilen kızıl ötesi ve kamera gibi teknolojilerdir. Bu teknolojiler bireyin üzerinde taşınmasına ihtiyaç duymamasından olumlu gözükmese de görüş açısının darlığı ve pahalı gereksinimlere ihtiyaç duymasından kullanımları pratik değildir. Bu teknolojiler ile yapılan çalışmalar ilerleyen bölümlerde detaylı olarak anlatılacaktır.

1.2 Sismik Dalgalar

Depremler, patlamalar veya volkanlar yeryüzü kabuğunda hareket eden düşük frekanslı bir enerji oluştururlar. Bu enerjinin ilerlemesi sismik dalga olarak adlandırılır. Ayrıca diğer birçok doğal ve beşeri kaynaklar çevresel titreşimler olarak adlandırılan düşük genlikli dalgalar da oluşturabilmektedir. Sismik dalgalar sismograf, ivmeölçer gibi teknolojiler kullanılarak kaydedilirler. Sismik dalgaların yayılma hızı ortamın yoğunluğu ve elastikliğine bağlıdır. Hız derinlikle birlikte artma eğilimindedir. Yer kabuğunda yayılma hızı 2 ile 8 km/s iken derin mantoda ise 13 km/s hızına çıkmaktadır [3].

Sismik dalgaların birçok türü vardır fakat genel olarak gövde dalgaları ve yüzey dalgaları olmak üzere iki ana grupta gruplanmaktadır. Gövde dalgaları dünyanın içerisinden ilerleyen bir yol izler. Yüzey dalgaları ise dünyanın yüzeyinden ilerleyen dalgalardır. En çok bilinen dört dalga çeşidi Şekil (1.1)'de verilmiştir. P ve S gövde dalgaları iken Love ve Rayleigh ise yüzey dalgalarıdır.



Şekil 1.1 Sismik dalga türleri [4]

P dalgaları en hızlı ilerleyen dalgalardır ve bu nedenle sismik algılayıcılarda en hızlı bu dalga algılanır. Katı, sıvı ve gaz gibi her türlü ortamda ilerleyebilmektedir. P dalgalarından üretilen hareket ortam içerisinde sıkışma ve genleşme değişimi şeklindedir. S dalgaları ise ikincil en hızlı yayılan dalga biçimidir. Bu yüzden algılayıcılarda P dalgalarından sonra ortaya çıkarlar. P dalgaları, S dalgalarından farklı olarak sadece katı ortamlarda yayılırlar. En yüksek genlikli dalga biçimi olduğundan deprem gibi olgularda en büyük hasara sebebiyet veren dalgalardır. Love dalgaları ise yüzey dalgaları içerisinde en hızlı yayılındır. Yüzeyde oluşurlar ve derinlere inildikçe genlikleri düşmektedir. Bu dalgalar sadece yatay bileşenli sismik algılayıcılar

tarafından tespit edilebilirler. Rayleigh dalgaları ise en yavaş dalga biçimidir. Rayleigh dalgalarında sismik hareket eliptiktir. Hem yatay hem de düşey bileşeni olduğundan yatay ve düşey sismik algılayıcılar tarafından algılanabilirler.

1.3 Problem Tanımı

İnsan faaliyetleri tanıma ve uzaktan sağlık izleme sistemleri kullanılarak, yaşlı ve bakıma muhtaç insanların acil sağlık hizmetine ihtiyaç duymaları tespit edilerek hayat kalitesinin artırılması büyük önem arz etmektedir. İnsan bedeni yaşlandıkça bir takım fiziksel değişimlere uğrar ve bu değişimler sonucunda daha kırılğan, düşmeye yatkın hale gelir ve düşme kaynaklı sakatlıklar artar. Acil servislerde düşme kaynaklı yaralanmadan tedavi gören hasta sayıları her geçen gün artmaktadır [5]. Bu yaralanmaların en yaygın sonuçları arasında kırılmalar, bağımlı yaşamaya muhtaç kalma ve hatta ölüm sıralanmaktadır. Akıllı ortamlar genellikle insan sağlığının ve hareketlerinin takip edilmesine olanak sağlayan ve bir takım sensörler eklenerek oluşturulmuş sistemlerdir. Bu sistemlerden alınan ölçüm değerlerinin sonuçları değerlendirilerek insan sağlığı ve hareketleri hakkında çıkarımlar yapılabilmektedir. İnsan yürüyüşü ve gün içerisinde yapılan bir takım hareketler, izlenen hasta hakkında önemli bilgiler içerir ve hastanın takip edilmesini mümkün kılar. İnsan hareket tanıma sistemleri, bakıma muhtaç yaşlıların düşmelerinin tespit edilmesine yardımcı olarak hasta bakıcı veya aile bireylerinin ve acil yardım ulaştırması konusunda büyük katkılar sağlamaktadır.

Bu çalışma ile yaşlı ve bakıma muhtaç kişilerin evlerinde, odaya yerleştirilecek titreşim sensörleri ile düşme tespitinin sağlanması hedeflenmektedir. Titreşim sensörleri çok hassas titreşimleri algılayabildiği gibi düşme gibi şiddetli titreşim dalgalarını da algılamaktadır. Bu çalışmada kullanılan sensörler odanın farklı noktalarına yerleştirilerek algılama yapmaktadırlar. Sistem bütün odayı kapsadığından tam bir algılama başarımı sunmaktadırlar. Sismik sensörler insanların hareketlerini algıladığı gibi buzdolabı, çamaşır makinesi gibi diğer titreşim çıkaran diğer kaynaklardan etkilenebilmektedir. Bu gibi gürültü kaynaklarının başarımı düşürmesini engellemek için farklı çözüm yolları ilerleyen bölümlerde anlatılacaktır.

1.4 Tez Organizasyonu

Bu tez, Bölüm 2’de ilgili teknolojilerin ve bu teknolojiler kullanılarak insan hareketlerinin sınıflandırılması ile ilgili çalışmaların anlatıldığı literatür bilgisi, Bölüm 3’te çalışma kapsamında kullanılan ekipmanların teknik özellikleri ve yapılan geliştirilmelerin anlatıldığı donanım bölümü, Bölüm 4’te kullanılan algılama yöntemleri, öznitelik çıkarımı, öznitelik seçimi ve sınıflandırma metotlarından bahsedilen yöntem bölümü, Bölüm 5’te öznitelik vektörlerinden sınıflandırma yapılması, seçilen özniteliklerin sayısının etkisi, en yakın komşuluk algoritmasındaki k değerinin etkisi, eğitim setinin oranının araştırıldığı ve sonuçlarının paylaşıldığı bir çalışma olarak düzenlenmiştir.

2. İLGİLİ TEKNOLOJİLER

İnsan faaliyetleri tanıma ve uzaktan sağlık izleme sistemleri üzerinde bir takım araştırmalar yapılmış ve bunlara yönelik bir takım çözümler geliştirilmiştir. Bu sistemler kablosuz haberleşme ağları yardımıyla insan bedeni üzerine yerleştirilen algılayıcılar kullanılarak yapılabildiği gibi oda içerisine yerleştirilen sensör sistemleri kullanılarak da yapılabilmektedir. Bu bölümde uzaktan sağlık izleme ve düşme tespiti üzerinde yapılan araştırmalar ile birlikte kullanılan teknolojiler detaylı olarak anlatılacaktır.

2.1 Kablosuz Sensör Ağları

Kablosuz sensör ağları, ortamla etkileşimli olarak bilgi toplanması, bu bilgilerin toplu bir şekilde değerlendirilmesi ve gerektiğinde bu bilgilere dayanarak ortam üzerindeki değişikliklerin izlenebilmesine olanak sağlayan sistemlerdir. Kablosuz sensör ağları, kablosuz bir şekilde birbirine bağlanmış çok sayıda sensör kümelerinin birleşmesiyle oluşur. Bu sensör düğümleri çeşitli fiziksel bilgilerin; sıcaklık, basınç ve bir cismin hareketi vs. yakalanmasını sağlamaktadır. Kablosuz sensör ağı teknolojileri tıp, seyahat, sağlık, askeri hedef izleme, gözetim, yaban hayatı izleme, akıllı evler ve giyilebilir teknolojiler gibi birçok alanda kullanılan ve gelişmekte olan teknolojilerden birisidir [6]. Gelişen kablosuz sensör ağı teknolojileri insan sağlığının uzaktan takip edilmesini olağan kılmıştır. İnsan hareketlerinin izlenmesi bireyin günlük hareketleri hakkında önemli bilgileri içermektedir [7]. Gelişen kablosuz sensör ağı teknolojileri insan sağlığının uzaktan takip edilmesini olağan kılmıştır. İnsan hareketlerinin izlenmesi bireyin günlük faaliyetleri hakkında önemli bilgiler içermektedir [6, 7, 8, 9]. Belirtilen araştırmalar giyilebilir sensör teknolojileri kullanılarak insan düşmesinin tespit edilmesi hedeflenmiştir. Bu sistemlerin olumsuz yanlarından giyilebilir teknolojiler bölümünde detaylı bahsedilecektir.

Erdoğan et. al. [6], çalışmalarında insan bedenin bel kısmına giyilerek insan hareketlerin takip edilmesi ve insan düşmesinin tespit edilmesi konusunda çalışmalar yapmıştır. Sistem, kablosuz sensör ağı kullanan ivmeölçer ile ölçülen değerlerin bir

alıcı istasyona gönderilmesi üzerine dayanmaktadır. Baz istasyonuna iletilen ölçümler buradaki bir merkezi komuta ve işlem merkezinde değerlendirilmektedir. Sınıflandırma denemelerinde yürüme, koşma, yere düşme ve yerden kalkma gibi hareketler kullanılmıştır, KNN ve SVM yöntemlerini kullanarak sınıflandırma denemeleri gerçekleştirmiştir. Testlerinde %89 oranında başarımlar sağlamıştır [6].

Purwar et. al. [7], çalışmaları da bileğe takılan bir cihaz ile alınan ölçüm değerlerinin bir alıcı istasyona gönderilerek insan düşmesinin tespit edilmesi prensibine dayanır. Kablosuz sensör ağı iletişimi için 2.4 GHz ISM bandı kullanılmıştır. Haberleşme hızı ise 250 kb/s olarak verilmiştir. Açık alanda haberleşme mesafesi 20-75 m arası değişmektedir, kapalı alanda ise ortama göre değişmektedir. Düşme tespitini algılamak için 3-eksenli ivmeölçer kullanmayı tercih etmiştir. Sınıflandırma işlemleri için ölçülen değerler merkezi bir komuta merkezi olan bilgisayara gönderilmektedir. Çalışmalarında yer değiştirme ve ivmenin karekökü ile hesaplama yapmaktadır. Ölçüm yapılan ivme değerleri ve yer değiştirme açısı kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. Denemelerinde 13 düşme verisi kullanılmıştır. Bu kayıtlardan yaptığı denemelerde %84 başarıma ulaşmıştır [7]. Sensörün bileğe takılması, başarımlarını düşürme riski taşımaktadır.

Lee et. al. [8], çalışmalarında insan hareketlerinin sınıflandırması alanında ivmeölçerlerden yararlanmışlardır. İki eksenli ivmeölçerle alınan değerler, 2,4 GHz frekans bandı üzerinden nVLSI teknolojisi kullanılarak veri komuta merkezine gönderilmiştir. Veri komuta merkezi olan bilgisayara gönderilen veriler üzerinden sınıflandırma yapılmaktadır. Kullanılan yöntem, bireyin ivmeölçer ile hazırlanan düzeneği üzerinde taşınmasına dayanmaktadır. Kurulan sistemde alıcı istasyon sensörlerle 10 m'ye kadar iletişim kurabilmektedir. İletişim problemlerini aşmak için tekrarlayıcılardan yararlanmışlardır [8]. Çalışmalarında öne düşme, arkaya düşme, yana düşme, oturma ve diklenme olmak üzere 360 kayıt kullanılmış ve düşme tespiti başarımlarını %93,2 olarak belirtmişlerdir.

Liang et. al. [9], de düşme tespiti konusunda çalışmalar yürütmüştür. Literatürde kablosuz sensör ağı kullanılarak yapılan diğer çalışmaların aksine, bireyin vücuduna

birden fazla sensör yerleştirilmesi prensibine dayanan vücut sensör ağı metodu kullanmıştır. Gövdeye ve bacağa yerleştirilen dört sensör kullanılmıştır. Sensörlerden alınan ivme ve eğim verilerini değerlendiren merkezi bir komuta sistemi bulunmaktadır. Sensörlerden alınan veriler kablosuz sensör ağı kullanılarak bilgisayara aktarılarak sınıflandırma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Ticari sensörlerin daha hassas olduğundan yola çıkarak, bu sensör tipleri tercih edilmiştir. Sensör ağı kullanılması, tek sensörlü sistemlere göre daha iyi sonuçlar alınmasında katkı sağlamıştır. Sistem, jiroskop ve ivmeölçerden alınan verilerin, eşik değeri üzerinden sınıflandırılması prensibine dayanmaktadır [9]. Bireyin üzerine giyerek taşınması gereken bu sistemin batarya ömrü üç saat olarak belirtilmiştir. İnsanların yaşlandıkça unutkanlığının artacağı düşünüldüğünde bu kadar kısa batarya ömrünü bu sistemler için yetersizdir.

2.2 ZigBee Teknolojisi

Wi-Fi ve Bluetooth gibi kablosuz haberleşme araçlarının bazı uygulamalarda yetersiz olmasından ZigBee benzeri ağların üzerinde çalışmalara başlanmıştır. Amaç yüksek güvenilirlikte, düşük maliyetli, enerji tasarrufu sağlayan ve kablosuz sensör ağı ihtiyaçlarını karşılayacak yeni bir iletişim teknolojisi geliştirmektir. Bu teknoloji, düşük güç tüketimi sayesinde bataryaların daha uzun süre dayanmasını ve böylece aletlerin birbirleri arasında daha etkin iletişim kurmasına olanak sağlar. ZigBee teknolojisi yüksek hızlarda veri iletişimi gerektirmeyen kablosuz sensör ağları için ideal bir çözüm olarak değerlendirilebilir. ZigBee, pil ömrünün uzunluğu, istenildiği kadar ağ kurabilmesi ve sistem kaynak kullanımı sayesinde izleme ve kontrol amaçlı uygulamalarda kullanılacak en uygun teknolojidir. Bu yüzden ZigBee'nin en önemli kullanım alanlarından birisi de akıllı ev ve faaliyet takip sistemleridir. Çünkü sık batarya değişimi bu gibi durumlarda pratik değildir. ZigBee, kablosuz sensör cihazları ve sensör için tasarlanmıştır. Bu teknoloji sayesinde cihazları bir kablosuz sensör ağı kurarak haberleştirmek mümkündür [10, 11, 12, 13, 14].

Lopez-Yunez et. al. [10], insan hareketlerin sınıflandırılması çalışmasında 3-eksenli ivmeölçer ve Zigbee ağını kullanan bir sistem kullanmıştır. Bu sistem insan bedenine

yerleştirilen üç sensörden oluşmaktadır. Sensörler boyun, göbek ve yan bel bölgelerine yerleştirilmiştir. Sensörlerden toplanan veriler ZigBee iletişim ağını destekleyen ZSTAR3 marka kablosuz sensör ağı ile PIC mikroişlemcisine gönderilerek sınıflandırma yapılmaktadır. Alınan veriler eğim açısına, ivmesine ve ivmenin şiddetine bakılarak değerlendirilmektedir. Bu çalışmada da tek sensörlü sistemlere göre başarımın daha iyi olduğu görülmektedir. Toplanan veriler mikroişlemciye gönderilmeden önce dijital sinyal işleme aşamalarından geçirilerek gürültü azaltıldığından bahsedilmektedir. Öne, arkaya, yana düşme ve sandalyeden düşme gibi durumlar incelenerek sınıflandırılması hedeflenmiştir. Düşme durumlarına göre sistemin başarımı %90 olarak belirtilmiştir [10].

Chen et. al. [11], çalışmalarında bele takılabilen bir sistem tasarlamıştır. Sistem ivmeölçer kullanılarak hareket sınıflandırma prensibine dayanmaktadır. Sistem kablosuz haberleşme için ZigBee algoritmasını kullanmaktadır. Yüksek ivmelenme eşiği, düşük ivmelenme eşiği ve ivmelerin toplamı gibi değerleri karşılaştırarak sınıflandırma prensibine dayanarak sınıflandırma yapılır. Bele takılan sistem iki adet alkalın pil ile beslenmektedir. Çalışmada ZigBee teknolojisi kullanıldığı için düşük güç tüketimi olduğu bahsedilmiştir. Öne, arkaya, sağa ve sola düşme algılanmaya çalışılmıştır. Denemelerde öne ve sağa düşmelerde başarım %100 olarak bildirilirken, sola ve arkaya düşmelerde başarım %96 civarındadır [11].

Dinh et. al. [12], ivmeölçer ve eğimölçer kullanarak alınan verilerin ZigBee ağıyla taşınmasına olanak sağlayan bir sistem tasarlamıştır. Diğer çalışmadan farklı olarak daha yüksek çözünürlükte sensörler kullanılmıştır. Aynı zamanda sistemin enerji verimliliğini artırmak ve batarya ömrünü uzatmak için de çalışmalar gerçekleştirmiştir. Uyuma, yürüme, oturma gibi sık örnekleme ihtiyacı duyulmayan durumlarda batarya ömrünü uzatabilmek adına uyarlamalı örnekleme yöntemi kullanılmıştır. Buna ek olarak sistem uyku durumuna geçebildiği için batarya ömrü 30 saate kadar uzatılmıştır. Sınıflandırma çalışmalarında destek vektör makinesi ve ivmelenme eşik değerini kullanılmıştır. Çalışmalarının başarımı %90 olarak belirtilmiştir. Sistem toplanan verileri bilgisayara aktararak değerlendirme ve sonuçları saklama işlevini gerçekleştirmektedir [12].

T.C, Chen et. al. [13], ZigBee ağı kullanılarak insan düşmesinin konumunu bulmaya yönelik sistem geliştirmesi üzerinde çalışmalar yapmıştır. Oda içerisine yerleştirilmiş kablosuz referans düğümlerinin sinyal gücünden yararlanarak konum hesaplaması prensibi ile çalışır. 1 m mesafeyle yerleştirilen referans düğümler kullanılarak, 15 cm hata payıyla konum tespit edilmiştir. Sistem başarımı referans düğümler arasındaki mesafeye göre değişmektedir. Düğümler arası mesafe 2 m iken başarım %100 belirtilirken, 5 m için başarım %0'a düşmüştür. Sınıflandırma yöntemi, bele takılan sensörün yerden yüksekliği olarak bildirilmiştir. Düğümler arası mesafe artarken, konum tespitindeki hata da artacağından başarım düşmektedir [13].

2.3 Fiziksel Aktivite İzleme

Fiziksel hareket izleme sistemleri yaşlı veya bakıma muhtaç insanların gerçekleştirdikleri faaliyetleri izleme ve gerektiğinde müdahale etmek için kullanılır. Bu sistemler genellikle, oda içerisine sensörler yerleştirilerek veya giyilebilir sensör teknolojileri kullanılarak gerçekleştirilebilmektedir. Yaşlı ve bakıma muhtaç insanların evlerinde fiziksel hareketlerini izlemeye yönelik çeşitli makaleler yayımlanmıştır. A. Dinh et. al. [15], giyilebilir sensörler kullanarak kablosuz bir şekilde bireylerin fiziksel takibinin yapılması üzerine çalışmalar yapmıştır. Bireye takılan sensörler bireyin kalp ritmi ve fiziksel faaliyet gibi bilgilerini işleyerek fiziksel hareketlerin takibini gerçekleştirmiştir. T. Vincent et. al. [16], da çalışmalarında giyilebilir sensör teknolojisi kullanarak bireyin fiziksel hareket takibini gerçekleştirmek üzerine çalışmalar yürütmüştür. Çalışmalarında fiziksel hareket ölçmek için ivmeölçer kullanmıştır. W. Sriborrirux et. al. [17], kablosuz sensör ağı ile bireye takılan kolye etiketi, alıcı istasyonu ve bakıcıya takılacak kablosuz bir saat aracılığıyla fiziksel takip üzerine çalışmalar yapmıştır. Burada hastaya takılan kolye etiketi bireyin yürüme, oturma, tökezleme ve düşme gibi hareketlerini sınıflandırmak ve ayırt etmek üzerine kurulmuştur. W. Sriborrirux, et. al. [17] ve A.Z. Rakhman, [18] de benzer giyilebilir teknolojiler kullanarak hareket takibi üzerinde çalışmalar yürütmüşlerdir.

2.3.1 Video Kamera

Oda içerisine bir veya daha fazla kamera yerleştirilerek insan hareketlerinin kayıtları alınıp, fiziksel hareketlerin sınıflandırılması işlemidir [19, 20]. Video kayıt cihazları aynı zamanda ses kaydedebildiği için bu sistemler ses verilerinden de sınıflandırma yapılacak şekilde tasarlanabilirler [21]. Bu sistemlerde video kayıt cihazları ile kaydedilen görüntüler bir takım sınıflandırma algoritmalarına tabi tutularak daha önce kaydedilmiş diğer görüntüler ile benzetilmeye çalışılmaktadır. Bireyin oturup kalkarken ve düşerken çıkardığı seslerin farklı olduğu, buradan hareketlerin ayrımının yapılabildiği literatürdeki çalışmalarla gösterilmiştir. Video kamera kullanılarak fiziksel hareket takibi ve düşme tespiti de yapılabilmektedir [19, 20, 21, 22, 23]. Toreyin et. al. [21], video kamera ve akustik sensörler kullanarak insan düşme tespiti üzerinde çalışma yapmıştır. Video kameradan alınan kayıtlar incelenip, video çerçevelerindeki değişimler işaretlenerek hareketli bölgenin tespiti sağlanır. Hareketli bölge bulunduktan sonra bu bölgeye ait parametreler kestirilir. Buradan elde edilen değerlerin dalgacık dönüşüm değerleri Markov modeli sınıflandırma işlemlerinde kullanılır. Çalışmalarında dalgacık sinyallerinin zaman üzerindeki çalışmalara göre daha iyi sonuç verdiği bahsedilmektedir. Ses işaretlerin değerlendirilmesinde de benzer şekilde dalgacık dönüşümü ve Markov modeline dayanan sınıflandırma kullanılmıştır. Denemeler yürüme ve konuşma, oturma ve konuşma, oturma, yürüme ve düşme olarak yapılmıştır. Çalışmaları sonucu, oturma dışındaki düşme verileri %100 başarıyla algılandığı verilmiştir. Oturma verilerinin düşme verilerinden ayrıştırılamadığı sonuç kısmında paylaşılmıştır [21]. Bu gibi teknolojilerin yatak odası, banyo ve tuvalet gibi alanlarda özel hayatın ihlal edilmesi gibi kaçınılmaz dezavantajları vardır. Bu teknolojiler insanların kendi evlerinde huzursuz olması ve kendilerini güvensiz hissetmelerine neden olabilmektedir. Ayrıca kamera gözetim sistemleri yüksek veri işleme kapasitesi gerektiren sistemler olduğundan maliyeti de yüksek olabilmektedir.

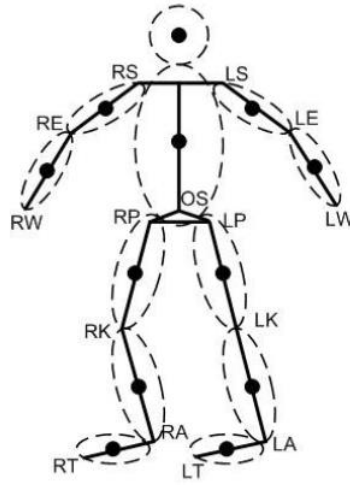
2.3.2 Giyilebilir Sensörler

Giyilebilir sensör teknolojileri, algılayıcıları oda içerisinde belirli noktalara yerleştirmektense insan üzerinde taşınarak sınıflandırma ve hareket takibi yapmayı hedeflemektedirler. Bu yapıyı kullanan sistemler genellikle ivmeölçer veya eğimölçer gibi sensörleri kullanarak insan hareketlerini tahmin etme mantığıyla çalışmaktadır. Bu gibi sistemlerin uzun batarya ömrü sunabilmesi gerekmektedir. İnsanlar yaşlandıkça unutkanlık artacağından pili değiştirilmeyen sistemden kaynaklı, sistemin işlevsiz kaldığı durumlar ortaya çıkmaktadır. Ayrıca insanlar bu teknolojileri takmayı unuttuklarından sistemler başarısız olmaktadır. Literatürdeki önerilen sistemler kol, bacak, boyun ve gövdeye yerleştirilen sensörlerden oluşmaktadır. Bu gibi sistemleri günlük hayatta kullanmak kullanışlı olmamaktadır. Yapılan çalışmalar ivmeölçerden alınan ivme değerlerinin eşik değerine bakarak sınıflandırılması prensibine dayanmaktadır. Günlük hayatta yapılan bazı hareketler bu ivmelenmeyi taklit edebileceğinden sistem başarısını olumsuz yönde etkilemektedir.

2.3.3 Radar

Radar nesnelere radyo dalgalarının yansıması yardımıyla algılayan sistemlerdir. Temel olarak verici tarafından gönderilen elektro manyetik (EM) dalga cisme çarpar ve sinyal geri yansır, alıcı tarafından alınan bu sinyal bir takım sinyal işleme aşamalarından geçirilerek cismin algılanması sağlanmış olur. Radarın göndermiş olduğu EM dalgalar hareketli cisimlerden yansıdığı anda bir frekans kayması oluşturmaktadır. Bu frekans kayması Doppler etkisi olarak adlandırılmaktadır. Bu frekans kaymasından cismin hızını da tespit etmek mümkün olmaktadır. Ayrıca gönderilen ve alınan sinyalin gecikmesinden de algılanmak istenen cismin uzaklığı da belirlenebilmektedir. Radar teknolojisi hava tahminleri, havacılık, yer altı görüntüleme, araç hızı takibi ve insan hareketlerinin sınıflandırılması gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Radarın gece veya gündüz fark etmeksizin kullanılabilir olması en büyük pozitif yönlerinden birisidir. Radarla insan hareketlerinin sınıflandırılması üzerine de bir takım çalışmalar literatürde yer almaktadır. Tivive, et. al., insan kol hareketlerinin algılanması üzerine çalışmalar yürütmüştür. Çalışmalarında tek ve çift kol sallama ve hareketsiz durma

durumlarını incelemiştir. Çalışmalarında üç farklı öznetelik çıkarma yöntemi kullanarak sınıflandırma gerçekleştirmiştir [24, 25]. Li et. al., tarafından yapılan çalışmada ise dış ortamda normal yürüme, tek elde eşya ile yürüme ve iki elde eşya ile yürüme gibi hareketler sınıflandırılmıştır [26]. Radarla insan hareketlerin sınıflandırılmasında en çok kullanılan kinematik model Boulic modelidir [27]. İnsan hareketlerinin benzetimleri bu model esas alınarak yapılabilmektedir [28].



Şekil 2.1 İnsan modelini oluşturan 12 ayrı nokta hedefi [28]

Boulic modeline göre vücudun çeşitli parçaları farklı hızlarda ve şekillerde hareket ettiklerinden insan hareketleri radar için karmaşık bir hedef olarak değerlendirilmektedir. Fakat vücut parçalarını nokta hedefler olarak değerlendirilmesi benzetim ve sınıflandırılmayı kolaylaştırmaktadır. Boulic modeliyle bütün noktasal parçaların zamanla değişen konumları bulunduktan sonra benzetimleri yapılmaktadır [28]. İnsan hareketlerinin radar dışında oyun konsollarında kullanılacak Kinect sensörleri ile yapıldığı çalışmalar da mevcuttur. TOBB ETU Radar Sistem Laboratuvarında Kinect sensörleri kullanılarak çeşitli insan hareketlerinin radar benzetimleri üzerine çalışmalar yapılmıştır. Erol et. al. [29, 30], yerden 90 cm yükseklikte duran Kinect sensörüne karşı ayarlanmış bir koşu bandında yürüme, koşma, ileri zıplama ve boks hareketleri gibi faaliyetlerin modellenmesi ve radar benzetimleri üzerinde çalışmalar gerçekleştirmiştir. Yapılan çalışmalarda Kinectin algılama aralığının dar olmasından dolayı hareketler koşu bandı üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Radarla insan hareketlerinin sınıflandırılması Doppler etkisi ile yapılmaktadır. Radar ile insan arasındaki açı dik konuma yaklaştıkça radara göre göreceli hız da sıfıra yaklaşacağından başarımları azalmaktadır. Radarla insan arasındaki açısal bağımlılık literatürde yapılan bazı araştırmalarda verilmiştir. Tivive, et. al. [24], yaptığı çalışmalarda görüş açısı 0° iken başarımları ortalama %97-99 civarında verirken görüş açısı 30° olduğunda ise ortalama %77-91 civarında olduğunu belirtmiştir. Tekeli et. al. [31], bilgi kuramsal tabanlı öznelik seçimi yaparak hedefin radara teğet geçtiği (açı 90°) durumunda sınıflandırma başarımlarını %65'e kadar artırmıştır. Gürbüz et. al. [32], çalışmasında ise adaptif öznelik seçimi yaparak açının zamanla değiştiği çeyrek dairesel yollarda sınıflandırma başarımlarını %5 den %90 üzerine çıkarmıştır.

2.3.4 Çevre Sensörleri

Fiziksel hareket izleme sistemleri kamera yâda insan üzerine yerleştirilen bir takım sensörlerle yapılabildiği gibi ortam içerisine yerleştirilen algılayıcılarla da yapılabilmektedir. Ortam içerisine kızıl ötesi, akustik veya sismik algılayıcı gibi sistemlerin kurulmasıyla hareket takibi yapılabilmektedir. Oda içerisine yerleştirilen kızıl ötesi algılayıcılar insan hareketlerini takip ederek düşmenin tespit edilmesinde kullanılabilir [33, 34, 35]. Mazurek et. al. [34], insan düşmesi algılama için senkronize iki adet derinlik sensörleri üzerinde çalışmıştır. Aynı zamanda bu sensörler 1974 model Kinect cihazından alınmıştır. Sensör aralarındaki mesafe 1,5-5 m arasında değiştirilerek denemeler yapılmıştır. Alınan veriler üstünden, ortalama varyans, standart sapma, toplam ivmelenme gibi öznelikler çıkarılmıştır. Bayes sınıflandırıcı ile denemeler yapılmış ve sistem başarımları %95,3 olarak verilmiştir [34]. Bunun yanı sıra akustik sensörlerin kullanılmasıyla ilgili çalışmalarda da insan düşmesinin tespit edilebilirliği araştırılmıştır [21]. Oda içerisine yerleştirilen kızılötesi ve akustik sensörlerin görüş açısı problemleri olduğundan gerçek uygulamalarda yetersiz kalabilmektedir. Akustik sensörler ile oda içerisinde konuşulan seslerin kayıt edilebilirliği özel hayatın gizliliğini ihlal edebileceği gerekçesiyle insanlar tarafından olumsuz değerlendirilmektedir.

2.3.4.1 Kızılötesi Sensörler

Kızılötesi sensörler görüş alanı içerisindeki nesnelere yayılan kızılötesi ışık miktarını ölçen elektronik algılayıcılardır. Nesnelere oldukça geniş bir yayda kızılötesi ışınım yayarlar, kızılötesi algılayıcılar ise bu ışınımın belirli bir bantları algılayan sistemlerdir. Kızılötesi sensörler sivil ve askeri uygulamalarda kullanım alanları mevcuttur. Gece görüşü, gözlemlenme, hedef tespiti, güdümlü ve takip sistemlerinde kullanıldığı gibi uzaktan sıcaklık ölçümü, hareket algılama ve hava tahmini gibi sivil uygulama alanları da mevcuttur. Hareket algılama sistemleri için daha ekonomik olan pasif kızılötesi (PIR) sensörler kullanılmaktadır. Bu sensörler görüş alanı içerisindeki kızılötesi radyasyonun değişimini çıkış gerilimi olarak veren sistemlerdir. PIR sensörleri kullanılarak insan hareketlerinin takibi yapılabildiği gibi düşme tespiti yapmayı hedefleyen çalışmalar da mevcuttur. Bouchrika et. al. [36], tavana bir kızılötesi sensör yerleştirilerek insan düşmesinin algılanması üzerinde çalışmıştır. Kızılötesi algılayıcı bir mikroişlemciye bağlanarak sıcaklık değerleri bilgisayara gönderilmektedir. Sıcaklık değerlerinden KNN ve Öklid uzaklığı algoritmaları kullanılarak sınıflandırma denenmiştir. Yapılan çalışmada sistemin başarımları %92,5 olarak belirtilmiştir [36]. Kızılötesi algılayıcılar ile düşme tespitinin algılanması için birey sensörün tam altında olması gerekmektedir. Görüş açısı problemleri bu gibi çözümlerin başarımlarını olumsuz yönde etkilemektedir.

2.3.4.2 Titreşim Sensörleri

Titreşim sensörleri yer hareketlerindeki değişimleri elektriksel sinyallere dönüştüren algılayıcılardır. Yürüme, koşma, emekleme, düşme veya araçlar gibi birçok hareket yeryüzünde titreşimler oluşturmaktadır. Bu titreşimler bir ses dalgası gibi ilerleyerek ortama dağılmaktadır. Titreşim sensörleri ise bu hareketleri algılamak için kullanılan elektronik veya elektromekanik cihazlardır. Titreşim algılamak için kullanılan çeşitli sensör mekanizmaları bulunmaktadır. Bunlardan bazıları ivmeölçer, piezoelektrik sensör ve jeofondur. İvmeölçer ve piezoelektrik sensörler direk olarak titreşim ölçmek için tasarlanmış olmasa da bu alanda kullanımları görülebilmektedir. Bu sensörler kullanılarak yer yüzeyinde sismik dalga yaratan her nesne için bu sensörlerin

literatürde kullanım alanları mevcuttur. Sismik sensörler yürüme, koşma, düşme gibi hareketlerin yanı sıra araçların sınıflandırılması, izinsiz giriş yapılması istenmeyen bölgelerin korunması gibi çeşitli alanlarda kullanılmaktadır.

Sismik sensörler çok düşük titreşimleri bile ölçebildiğinden dolayı sınır güvenliği uygulamalarında kullanımı yaygındır. Goodman [37], sismik sensörler kullanılarak insanların ve araçların tespit edilmesi ve sınıflandırılması üzerinde çalışmalar yapmıştır. Çalışmalarında dış ortamda toprağa yerleştirilen sismik sensörlerin etrafında araçların veya insanların yürüyüşünü kaydederek bunların sınıflandırma denemelerini yürütmüştür. Sınıflandırma için verilerinde Fourier dönüşümü kullanarak frekans düzleminde enerji hesaplama yöntemini kullanmıştır. Çalışmaları genel olarak istatistik ve tahminleme metotlarına dayalı hedef tespiti üzerinedir [37].

İnsan hareketlerinin izlenmesi ve bireyin düşmesinin algılanması konusunda, sismik sensörler yerine ivmeölçer gibi titreşim algılayabilen farklı tipte sensörlerin kullanımından bahsedilmiştir. Bu duruma örnek olarak, Werner et. al. [38], evin yüzeyine yerleştirilen ivmeölçer sensörleri ve kablosuz sensör ağı prensibine dayalı düşme algılanması konusunda çalışmıştır. Sistem genel olarak, sismik hareketleri toplayan kutular, bir el kumandası ve komuta merkezi olarak üç farklı bileşenden oluşmaktadır. Yere bırakılan kutular sürekli olarak yerde oluşan titreşimleri kaydederek komuta merkezine göndermektedir. İvmeölçer sensörleri yere düşme gibi şiddetli bir hareketi tespit ettiğinde komuta merkezi devreye girerek kullanıcının el kumandasına sesli ve görsel olarak uyarı göndermektedir. Kullanıcı bu uyarıya tepki vermezse sistem devreye girerek acil yardım çağırılması gibi durumları tetikleyebilmektedir. Düşme tespiti konusunda önerilen sistem, oluşan titreşimin genliğine, enerjisine, süresine ve frekans spektralinde 32 tane değerini kontrollerine bakarak karar vermektedir [38].

Yazar et. al. [39], pasif kızılötesi ve sismik sensörlerin beraber desteklenmesiyle oluşan akıllı ev tasarımı üzerinde çalışmalar gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada iki farklı sensör verileri birleştirilerek insan düşmesinin algılanması hedeflenmiştir. Sismik sensörlerden alınan verilerin değerlendirilmesi için eşik değerli Markov modelleri

kullanılmıştır. İnsan düşmesinin yavaş olması durumunda sistem başarısızlığını önlemek için sistem kızılötesi algılayıcılar ile desteklenmiştir. Kızılötesi ve sismik algılayıcıların beraber kullanıldığı sistemin başarımı %96, sadece sismik sensör kullanıldığında başarım %90, sadece kızılötesi sensörde ise %95 olarak paylaşılmıştır. Sadece kızılötesi sensör kullanılan durumda, yere kendi isteğiyle oturan bir kişinin bir müddet yerden kalkmaması durumunda yanlış alarm oluşturduğu bildirilmiştir. Vibrasyon algılayıcı tek başına kullanıldığında ise yavaş düşmeler tespit edilemediği, algılayıcıya çok yakınken yere sert oturulması sırasında yanlış alarm oluşabildiği bildirilmiştir [39].

İnsan düşmesinin tespiti alanında kamera, akustik kızılötesi sensörler ve giyilebilir teknolojiler gibi birçok yöntem denenerek sınıflandırma çalışmaları yapılmıştır. Kullanılan diğer yöntemlerin çeşitli olumsuz tarafları mevcuttur. Bu yöntemlerin olumsuz yönleri ilgili bölümlerde anlatılmıştır. Sismik sensör kullanılarak insan düşmesinin tespit edilmesinde ise sensörler yerde olacağından kör nokta problemleri bulunmamaktadır. Oda içerisine birden fazla sismik sensör yerleştirilmesiyle odanın neresinde bir hareket olursa olsun algılamak mümkün olmaktadır.

Yapılan bu tez çalışmasında sismik sensör ağı kullanılarak insan düşmesinin tespit edilmesi hedeflenmiştir. Sismik sensör ile yapılan önceki çalışmalar incelendiğinde kurulan sistemlerde gürültünün azaltılması yoluyla başarımın artırılması üzerine çok düşülmemiştir. Gürültünün azaltılması alınan sinyalin kalitesini artırmakta ve düşük titreşimlerin daha iyi algılanmasına katkı sağlamaktadır. Yapılan çalışmalarda düşük gürültü özelliklerine sahip veri toplama sistemi tasarlanarak sismik sinyalin daha düşük gürültü ile elde edilmesi hedeflenmiştir. Buna ek olarak gürültü azaltma algoritmaları ile buzdolabı, çamaşır makinası gibi gürültü yaratan ev aletlerinin etkisinin nasıl azaltılacağı anlatılacaktır. Şimdiye kadar literatürde yapılan çalışmalarda Fourier dönüşümü, ayrık kosinüs dönüşümü ve dalgacık dönüşümü gibi uygulamalarda şekil istatistiğine dayanan bir sınıflandırma yolu denenmemiştir. Bu tezde bu sınıflandırma yolu üzerinde çalışılmış olup, bu algoritmaların sonucunda alınan başarımlar ilerleyen bölümlerde paylaşılacaktır.

3. DONANIM

3.1 Veri Toplama Sistemi

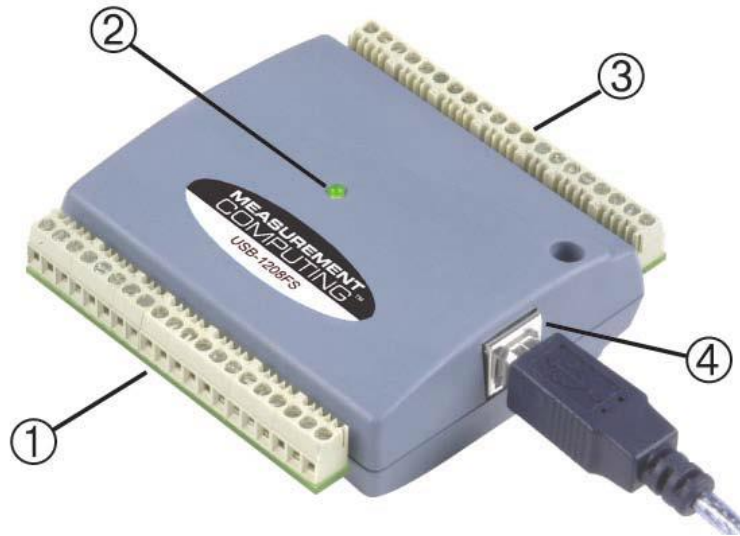
Veri toplama, voltaj, akım, sıcaklık, nem, basınç, titreşim ve ses gibi fiziksel durumları ölçmek ve bu ölçümleri dijital ortama aktarmak için kullanılan sistemin genel olarak adlandırılmasıdır. Bu sistemler ortamdaki fiziksel olguları ölçülebilir ve işlenebilir hale getirebilmektedir. Dış dünyada birçok değer analog olmasına karşın bilgi işleyen sistemler dijital olarak çalışmaktadır. Çünkü dijital sistemler bilgilerin daha hızlı ve güvenilir bir şekilde işlenmesine olanak tanırırlar. Elde edilen bilgilerin tekrar dış dünyaya aktarılması da dijital veya analog biçimde olabilir. Bu dış dünyadaki fiziksel değişimleri ölçmek için çeviriciler kullanılmaktadır. Veri toplama sistemleri bu olguları ölçmek için analog veya dijital sensörler kullanılmaktadırlar. Fiziksel olgunun tipi veya özelliğine bakılmaksızın ölçülecek değerlerin birleşik bir forma dönüştürülerek örneklenmesi prensibine dayanır. Bu sensörlerden örneklenen değerler dijital analog çevirici devreler (DAC) aracılığıyla dijital ortama aktarılabilmektedirler.



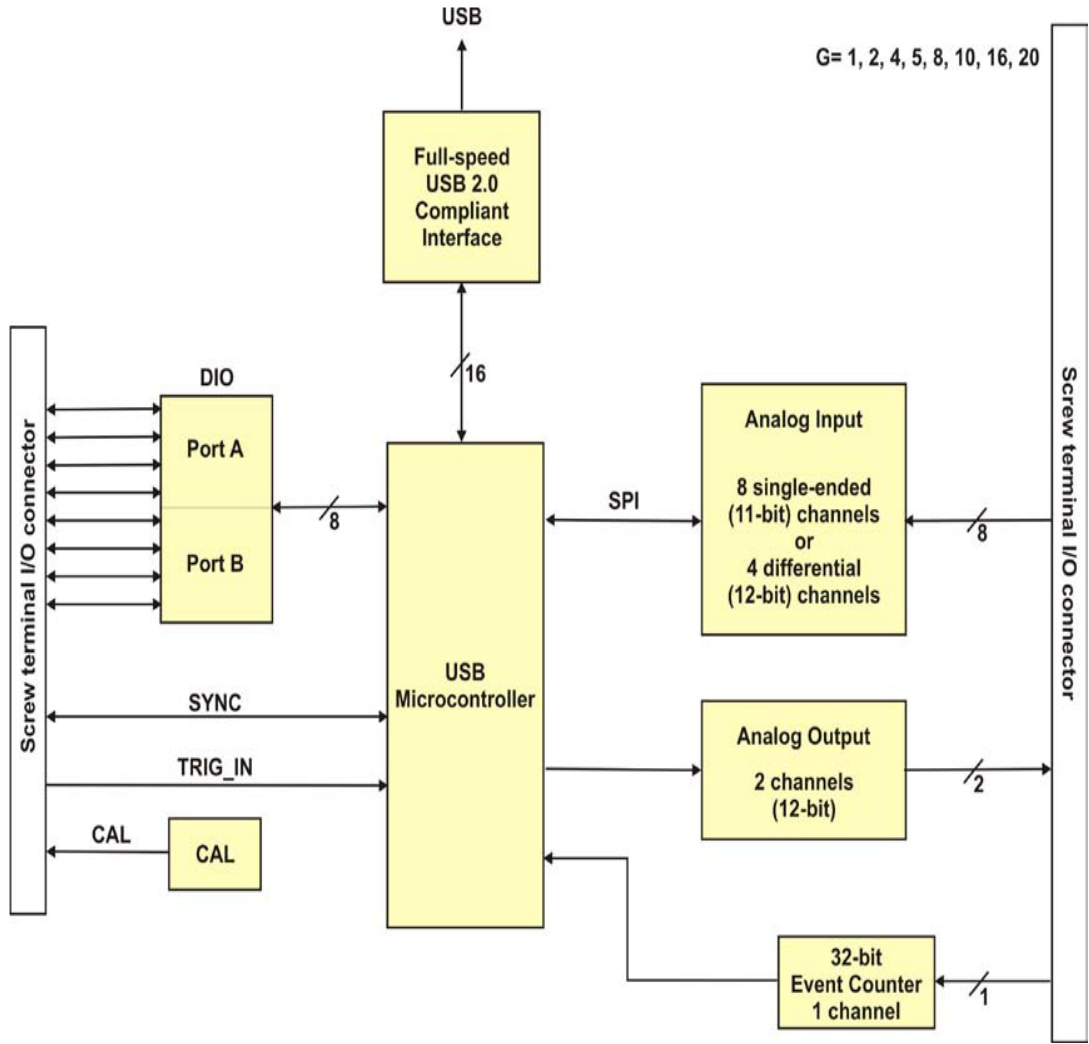
Şekil 3.1 Veri toplama sistemi

Daha önceki bölümlerde ölçümler için sismik sensör kullanıldığında bahsedilmişti. Kullanılan sismik sensörler analog ve pasif cihazlardır. Bu yüzden çevirici ve bilgisayar ortamına aktarım sağlayacak bir donanıma ihtiyaç duyulmuştur. Bu alanda kullanılabilecek değişik platformlar bulunmaktadır. Fakat teknik olarak bazı özelliklerinin diğer veri toplama sistemlerinden avantajlı olmasından USB-1208FS veri toplama kartı seçilmiştir. USB-1208FS kartı aşağıda belirtilen özelliklere sahiptir [40].

- Tek girişli 8 analog kanal veya diferansiyel girişli 4 kanal seçeneği
- 12 bit analog giriş çözünürlük
- TTL darbeleri için 32 bit olay sayıcı girişi
- Harici dijital tetikleme girişi
- Vidalı terminaller
- 16 dijital giriş çıkış kanalı
- USB ile 5V besleme
- 50 kS/s örnekleme hızı
- +/- 12V analog giriş aralığı
- 122 k Ω giriş empedansı
- 0,8V/ μ s yetiştirme hızı



Şekil 3.2 USB-1208FS; terminaller 1-3, USB girişi 4, veri iletişim LED'i 2 [40]



Şekil 3.3 USB-1208FS blok diyagramı [40]

Sismik sensörlerden ölçülen değerler USB-1208FS veri toplama kartı kullanılarak bilgisayar ortamına aktarılabilir. Veri işleme ve çalışmaların yapılacağı platform olan MATLAB ile direk bağlantı kurabiliyor olması en büyük avantajlarından birisidir. Bilgisayar ortamına kurulan bir sürücü yazılımı sayesinde gerçek zamanlı verilerin alınmasına da imkân vermektedir. Analog giriş aralığının +/- 12 V olması da bir diğer avantajı olarak düşünülebilir. Çünkü bu sayede örneklenen değerlerin daha hassas ölçülmesine olanak vermektedir. Alınan verilerin 12 bit çözünürlük kullanılarak ve 50 kS/s hızında örneklenmesi başarımın artırılmasında büyük etken sağlamıştır.

3.2 Sismik Sensör

Sismik sensörler deprem, volkanik patlamalar ve diğer sismik kaynaklar tarafından oluşturulan sismik dalgalar da dâhil olmak üzere zemin hareketini ölçen araçlardır. Sismik sensörler yer hareketlerinin elektriksel sinyallere çevrilmesine ve ölçülebilmesine olanak sağlayan cihazlardır. Sismik sensörler temel olarak analog pasif cihazlardır.



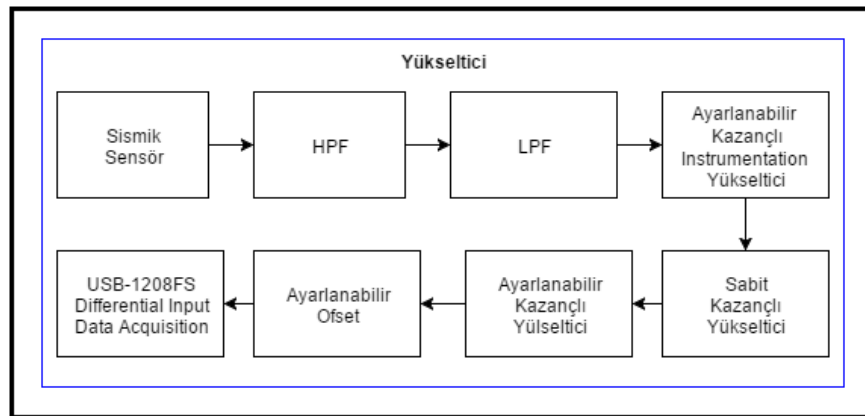
Şekil 3.3 RGI-HP103 jeofon [41]

Yaylara monte edilmiş sabit bir mıknatısın bobin içerisinde aşağı yukarı hareket etmesiyle oluşan manyetik alan değişimi, sismik hareketlerin elektriksel sinyallere dönüştürülmesini sağlar. Sismik sensör çeşitlerinden en çok bilinen ve yaygın olan çeşidi jeofonlardır. Bu sensörler çok uzak titreşimlere bile tepki verebilecek şekilde tasarlanmış hassas cihazlardır. Bu küçük sinyaller yerel kaynaklardan kaynaklanan gürültü ile bastırılmış olabilir. Fakat birden fazla jeofondan gelen sinyaller birbirleri ile ilişkilendirilerek bu küçük sinyaller kurtarılabilmektedir. İlerleyen bölümlerde bu konuda daha detaylı olarak bahsedilecektir. Jeofonlar doğası gereği pasif cihazlar olduğundan elektriksel sinyallere çevrildiğinde oluşan elektriksel sinyaller için nispeten küçüktür. Bu yüzden bu elektriksel sinyaller belirli filtrelerin ve yükseltici devrelerin kullanılması gerekmektedir.

Bu çalışma kapsamında RACOTECH firmasına ait RGI-HP103 model jeofon kullanılmıştır [41]. Bu sensörlün kesim frekansı 10 Hz olup 28,8 V/m/s hassasiyete sahiptir. Kullanılan amplifikatör yardımıyla sensörler 40 m mesafeye kadar ölçüm alabilmektedir.

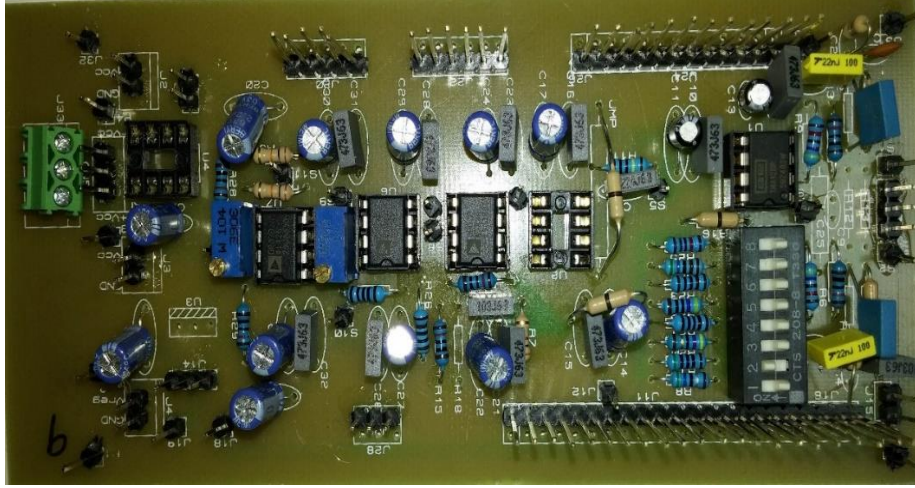
3.3 Yükseltici

Sismik sensörlerin uzak titreşimleri ölçebilen cihazlar olduğu ve bu gibi düşük sinyallerin dijital platforma aktarılıp değerlendirilebilmesi için yükseltici devreler yâda bir başka deyimle amplifikatör kullanılması gerektiği önceki bölümlerde bahsedilmiştir. Amplifikatörler sinyal gücünü artırmak için kullanılan elektronik cihazlardır. Temel olarak bir güç kaynağından besleme alarak, giriş sinyalinin yükseltilmesi prensibine dayanır. Bir başka deyişle güç kaynağının çıkış sinyalini, giriş sinyalinden daha büyük olacak şekilde modüle eder. Amplifikatörler tek bir transistor yâda yonga devre olabilirken elektronik bir devre tasarımı da olabilir. Yükseltici devreler hemen hemen tüm elektronik cihazlarda yaygın olarak kullanılır. Amplifikatörler frekans, voltaj veya akım yükseltici gibi üç farklı şekilde kategorize edilebilir. Amplifikatörlerde kazanç yâda çarpım faktörü çıkış sinyalinin giriş sinyaline göre oranı ile ilgilidir. Bu devrelerde kazanç değeri ise çıkış voltajın giriş voltajına oranı yâda çıkış gücünün giriş gücüne oranı şeklinde tanımlanabilir. Giriş ve çıkış sinyalleri aynı birimde olacağından kazanç değerinin birimi yoktur ve desibel (dB) olarak ifade edilir.



Şekil 3.4 Yükseltici blok diyagramı

Sismik sensörlerden alınan sinyaller uzak titreşimler için mV ve hatta μV seviyelerinde olabilmektedir. Bu gibi düşük sinyallerin herhangi bir yükseltici devre kullanılmadan çeviriciler ile yüksek hassasiyetle dijital ortama aktarılması teknik olarak mümkün değildir. Amplifikatör kullanılarak bu değerler V seviyelerine çıkarıldıktan sonra çeviriciler kullanılmaktadır. Fakat bu kadar düşük sinyallerle çalışırken yükseltici tasarımı ve kullanılacak amplifikatör seçimi de önem kazanmış olmaktadır. Çünkü her amplifikatörün kendi içerisinde bir gürültü oluşmaktadır. Bu gürültü seviyesinin alınacak sinyalden düşük olmadığı durumlarda sinyal tamamen yâda kısmen kaybolmaktadır.



Şekil 3.5 Yükseltici devresi

Sismik sensör titreşimlerinden elde edilen sinyallerin frekans aralığı yaklaşık 10-900Hz arasında değişmektedir. Bunun dışındaki sinyaller gürültü seviyesini artıracığından bu sinyallerin yok edilmesi gerekmektedir. Ayrıca yukarıda da belirtildiği gibi tasarlanan devrenin iç gürültüsü alınan sinyalden daha düşük olmalıdır. Bu nedenle Şekil (3.4)'te blok diyagramı verilen amplifikatör devresi tasarlanmıştır. Bu devre tasarımında sismik sensörlerden alınan sinyaller önce yüksek geçirici filtreden (HPF) geçirilerek 10 Hz'den düşük sinyallerin azaltılması sağlanır. Ayrıca bu filtre sayesinde sensörün doğası gereği oluşan DC ofset değeri de ortadan kalkmış olur. Daha sonra düşük geçiren filtreden geçerek 10Hz - 900Hz bandı alınmış olur. Alınan sinyalin kaybolmaması için düşük gürültülü bir amplifikatöre ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu yüzden filtrelerin çıkışı için düşük gürültülü ($10 \text{ nV}\sqrt{\text{Hz}}$) INA-128 amplifikatörü kullanılmıştır. Düşük gürültülü filtre sonrasında alınan sinyalin $+12\text{V}$ seviyelerine getirilebilmesi için düşük gürültülü sabit ve ayarlanabilir kazançlı amplifikatör devreleri kullanılmıştır. Elde edilen sinyal USB-1208FS kartı kullanılarak bilgisayar ortamına aktarılmıştır.

4. YÖNTEM

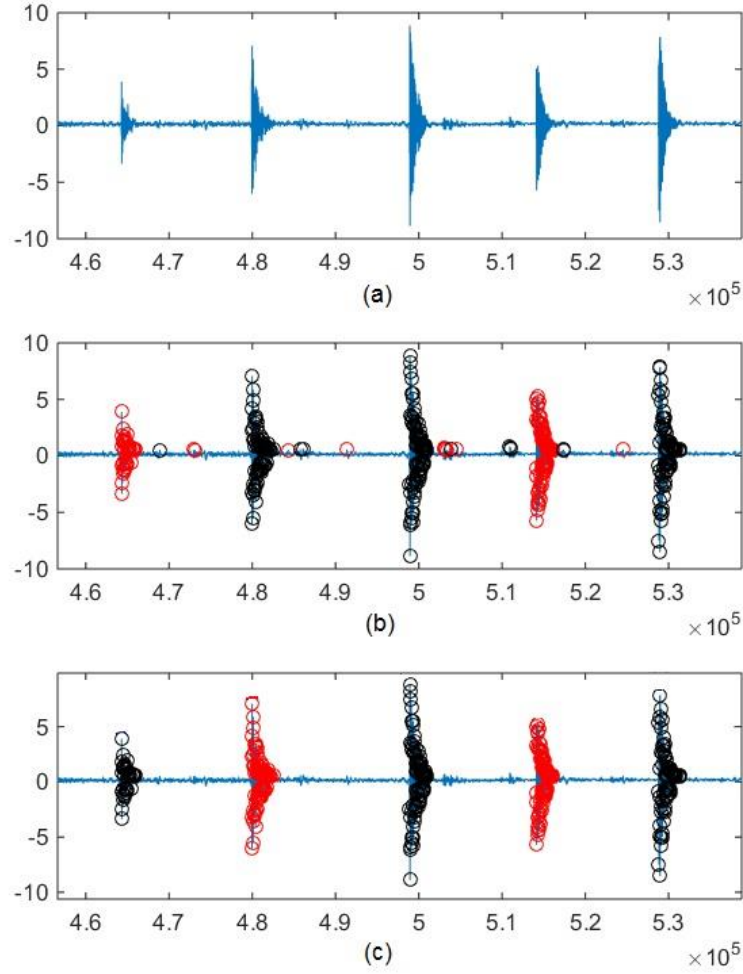
Önceki bölümlerde sismik sensörlerden alınan sinyallerin bilgisayar ortamına aktarılmasının nasıl gerçekleştiği hakkında bilgi verildi. Alınan sinyallerin gürültüsünü azaltmak için devre tasarımı bir takım ölçütlere göre yapılırsa bile yine de gürültü olabilmektedir. Sinyal işleme adımına geçmeden önce bu gürültülerin de dijital işlemlere tabi tutularak azaltılması gerçekleştirilebilir. Bu bölümde bilgisayar ortamına aktarılan sinyallerden nasıl sismik hareket belirlendiği ve dijital gürültü azaltma yöntemlerinden bahsedilecektir.



Şekil 4.1 Sismik sensör kullanılarak düşme algılama aşamaları

4.1 Algılama

Veri toplama sisteminden örneklenen veriler bilgisayar ortamına gerçek zamanlı aktarılabilirdiği gibi belirli bir zaman kaydedilip aktarılması da mümkündür. Bu çalışmada sistemin eğitilebilmesi için belirli bir süre kaydedilen sismik işaretler bilgisayar ortamına aktarılmıştır. Bu kayıtlardan sismik işaretlerin gürültü gibi diğer faktörlerden ayırt edilmesi için bir takım algılama algoritmalarının kullanılması gerekmektedir. Aksi takdirde düşme, kapı çarpması ve pencere çarpması gibi fiziksel işaretlerin belirlenebilmesi için manuel verilerin olduğu bölgelerin seçilmesi gerekmektedir. Bunun gibi çalışmalarda manuel işlem yapıldığı için uygulama aşamasına geçilememektedir. Sistemin dışardan yardım almadan otomatik çalışabilmesi için bu gibi algoritmaların yapılması gerekmektedir. Şekil (4.2.a)'da kaydedilen sismik verinin görüntüsü bulunmaktadır.



Şekil 4.2 Sismik işaretlerin belirlenmesi

Algoritma temel olarak sismik verideki zirve noktalarını bul, birleştir ve grupta mantığıyla çalışmaktadır. Aynı grupta olan zirveler aynı renk ile belirtilmiş olup, sırayla siyah ve kırmızı renkler kullanılmıştır. Algoritma ilk olarak kaydedilen veya belirli bir penceredeki verilerin işaretlenmesiyle başlar. Zirve noktaları işaretlenirken belirli bir eşik değerini geçmek gibi bir ölçüt bulunmaktadır. Bu ölçüt sistemin hem hızlı hem de gürültünün zirve olarak seçilmemesi konusunda fayda sağlamaktadır. Daha sonra bulunan zirve noktaları zaman ölçütü ile gruplanır. Zirvelerin arasında geçen süre belirli bir eşik değerinden kısa ise aynı grup olarak değerlendirilir. Bu işlemlerin sonunda elde edilen sonuç Şekil (4.2.b)'de gösterilmiştir. Şekilden de anlaşılacağı gibi belirtilen ölçütleri sağlamış olan gürültü değerleri de sismik işaret olarak değerlendirilmiştir. Bu yüzden son bir eleme işlemi daha yapılmaktadır. Bu

işlemede de iki ölçüt bulunmaktadır. Grup içerisindeki en yüksek zirve belirli bir eşik değerini geçmelidir ve grup içerisinde bulunan zirveler belirli bir sayıdan fazla olmalıdır. Bu ölçütleri sağlamayan gruplar da elenmiş olur. Şekil (4.2.c)'de Son olarak tespit edilmiş sismik işaretler gösterilmektedir. Şekilden de anlaşılacağı gibi bütün sismik hareketler gürültü alınmadan ayıklanmıştır. Sınıflandırma ve tespit işlemlerinde kullanılacak örneklerin tamamı bu metot ile alınmıştır.

4.2 Gürültü Azaltma

Sismik titreşimlerden alınan örneklerdeki gürültünün bir kısmı amplifikatör devresi ile azaltılmasına rağmen yine de biraz daha ek işlem gerekmektedir. Bu yüzden iki farklı yöntem ile gürültünün azaltılması hedeflenmiştir. Gürültünün azaltılması için iki farklı yöntem kullanılmıştır.

4.2.1 Ayrık Dalgacık Dönüşümü İle Gürültü Azaltma

Sensörden alınan verilerden kaçınılmaz bir gürültü gelmektedir ve bu gürültü sınıflandırma başarımını etkilemektedir. Bu yüzden gürültüden arındırma işlemi gereklidir. Bu konudaki klasik gürültü azaltma yöntemleri filtrelemedir. Ayrık dalgacık dönüşümünde filtreleme sonuçları dalgacık katsayıları olarak ifade edilirler. Bu yüzden dalgacık katsayılarını işleyerek gürültünün etkisi azaltılabilir. Donoho et. al. [42, 43, 44], dalgacık dönüşümü ile gürültü azaltmanın detaylarını paylaşmıştır. Sismik sensörden gelen $x(t)$ sinyali, varyansı σ^2 olan bir beyaz gürültü olan $n(t)$ ile bozulmuş ve sonucunda $y(t)$ sinyali olmuş olsun (Denklem (4.2)). Bu bozulmuş kanalın dalgacık dönüşümü (W_ψ) ise Denklem (4.3)'de belirtilmiştir.

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (4.1)$$

$$W_\psi(y(t)) = W_\psi(x(t)) + W_\psi(n(t)) \quad (4.2)$$

$$x(t) = W_\psi^{-1}(W_\psi(y(t)) + w(t)) \quad (4.3)$$

Dalgacık dönüşümünün basis fonksiyonları dik olduğundan, beyaz gürültünün dalgacık dönüşümü yine beyaz gürültüdür ($w(t)$). Buradan da $x(t)$ yalnız bırakılıp, ters dalgacık dönüşümü alınırsa Denklem (4.4) elde edilir. Denklem (4.5)'den de gürültüsü azaltılmış sinyali çıkartabiliriz.

$$\dot{x}(t) = W_{\psi}^{-1}(W_{\psi}(y(t)) + \lambda) \quad (4.4)$$

Sistemin gürültü katsayısı olan λ değeri de Denklem (4.5)'de olduğu gibi hesaplanabilir. Burada N değeri toplam örnek sayısı ve σ değeri de gürültü seviyesinin standart sapmasıdır.

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log N} \quad (4.5)$$

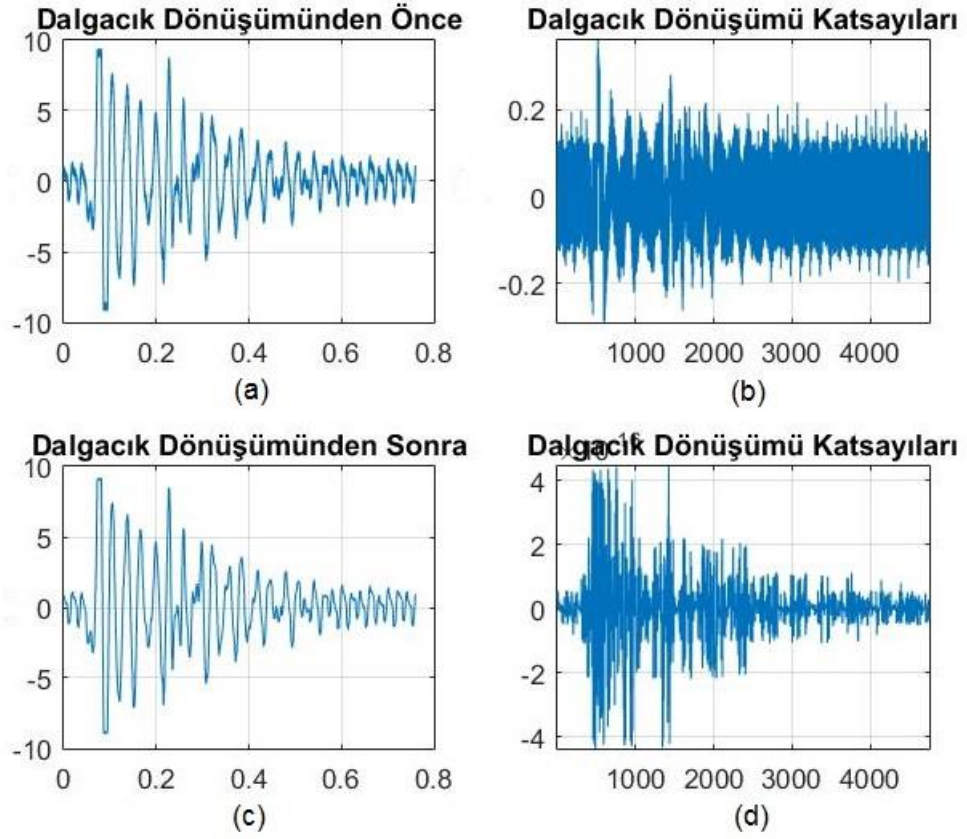
Sistemin standart sapması (σ) Denklem (4.7)'da olduğu gibi hesaplanır.

$$\sigma = \frac{1}{\frac{N}{2}-1} \sum_{i=1}^{N/2} (d_i - \mu)^2 \quad (4.6)$$

Denklemdaki d değeri birinci seviye dalgacık katsayılarını ifade eder, bu katsayı Şekil (3.10)'da d_I olarak gösterilmiştir. Standart sapma değerinin literatürdeki araştırmalar sonucunda, birinci seviyedeki dalgacık katsayılarının medyan değerinin 0,6745'e bölümü şeklinde bulunabileceği belirtilmektedir [42]. Burada yapılmış olan analizlerden aşağıdaki gibi bir sonuç çıkarılabilmektedir.

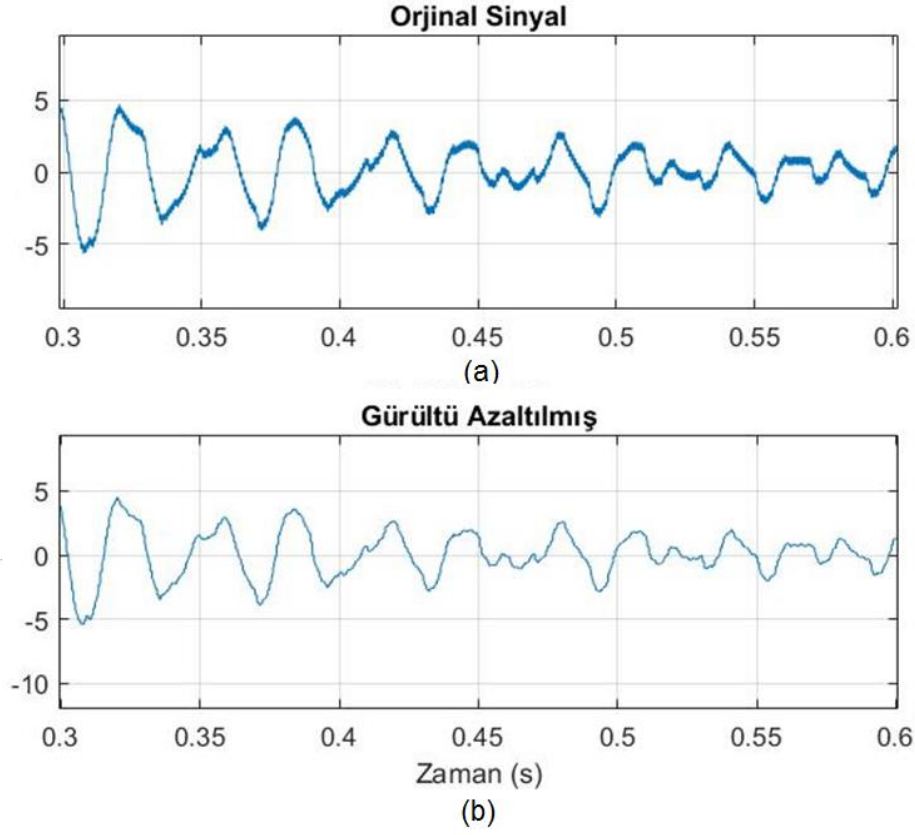
$$W_i = \begin{cases} W_i, & \text{Eğer } |W_i| \geq \sigma \sqrt{2 \log(N)} \\ 0, & \text{değilse} \end{cases} \quad (4.7)$$

Eğer dalgacık katsayıları yeteri kadar küçükse, bu katsayılar orijinal veri setinin ana özelliklerini değiştirmeden veri setinden kaldırılabilir. Denklem (4.8)'de kullanılan eşik değeri hesaplama yöntemi belirtilmiştir.



Şekil 4.3 Ayırık dalgacık dönüşümünden önce ve sonra sinyaller

Şekil (4.3)'de ayırık dalgacık dönüşümü yöntemiyle gürültü azaltılmasının, d_1 katsayıları ve sinyal üzerinde nasıl etki gösterdiği görülmektedir. Şekil (4.3.a)'dan da anlaşılacağı gibi sinyal üzerinde istenmeyen yüksek frekans gürültüsü bulunmaktadır. Kullanılan metot yardımıyla azaltılmış gürültü etkileri Şekil (4.3.c)'de görülmektedir. Şekil (4.3.b) ve Şekil (4.3.d) ise dalgacık katsayılarının değişimini göstermektedir. Şekil (4.4)'de ise gürültünün etkileri ve gürültü kaldırıldıktan sonraki durumu biraz daha yakından gösterilmektedir. Şekil (4.4a)'da sinyal üzerinde yüksek frekanstan kaynaklı gürültü mevcuttur. Fakat gürültü azaltma yöntemi uygulandıktan sonra yüksek frekanstan arındırılmış sinyal Şekil (4.4b)'de gösterilmiştir.



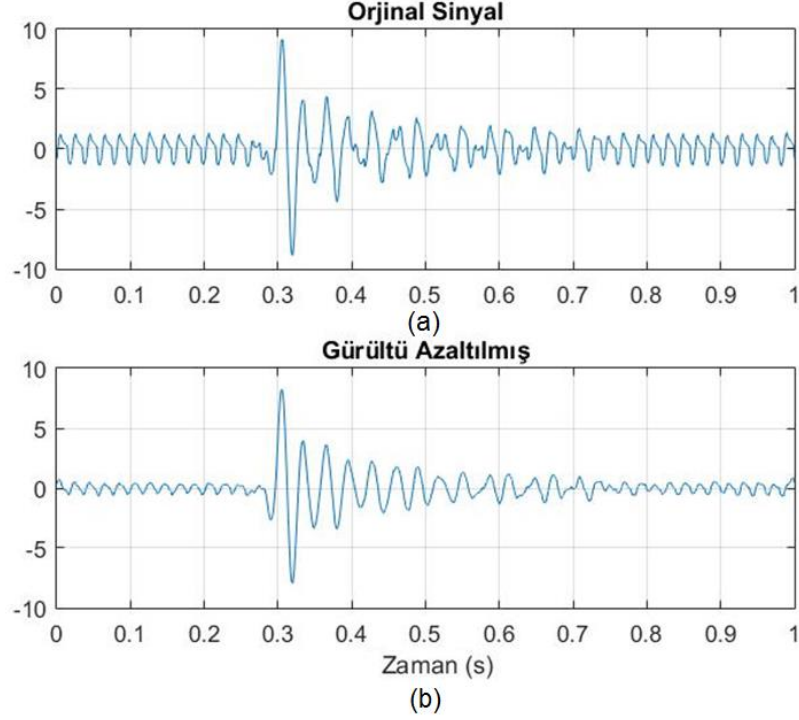
Şekil 4.4 Dalgacık dönüşümü ile gürültü süzme; orjinal sinyal (a), gürültüsü azaltılmış sinyal (b)

4.2.2 Ortalama Gürültü Çıkarımı

Sismik sensörlerde iç ve dış etkenlerden kaynaklanan beyaz gürültü gibi faktörlerin ortadan kaldırılması için farklı yöntemler kullanıldığından önceki bölümlerde bahsedildi. Fakat gerçek zamanlı uygulamalarda gürültüye sebep olan etmenler sadece bunlardan ibaret değildir. Ev, ofis gibi uygulamalarda alınan sismik veriler buzdolabı, çamaşır makinası gibi çeşitli ev aletlerinin yaratmış olduğu gürültüden de etkilenmektedir. Bu gibi gürültüler sınıflandırma başarımını oldukça etkilemektedir.

Fiziksel hareketlerin otomatik olarak tespit edilmesine yönelik uygulanan metotlardan önceki bölümlerde bahsedilmiştir. Bu metot sayesinde belirli bir süre boyunca alınan veriden vakanın olduğu bölüm tespit edilebilirken aynı zamanda vaka olmayan

bölümler de tespit edilmiş olmaktadır. Önerilen yöntem de bu bilgileri kullanarak gürültünün azaltılması prensibine dayanarak çalışmaktadır.



Şekil 4.5 Ortalama gürültü farkı alınarak sinyal iyileştirmesi; orijinal sinyal (a), gürültüsü azaltılmış sinyal (b)

Önerilen yöntem, vaka olmayan kayıtlardaki verilerin vaka olan bölümden çıkarılması prensibine dayanarak çalışmaktadır. Çünkü bir fiziksel hareket olmadığı halde alınan veriler aslında ortam içerisindeki gürültüden kaynaklanmaktadır. Bu çıkarılma işlemi gerçek zamanlı örneklemeler ile yapılamayacağından Fourier dönüşümü kullanılarak bu işlem gerçekleştirilir.

$$F(x(t)) = S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (4.8)$$

Sismik vakalar ve gürültüden örneklenen verilerin Fourier dönüşümü Denklem (4.8)'de olduğu gibi alınır. Fourier dönüşümünden elde edilen frekans katsayı değerleri Denklem (4.9)'de olduğu gibi çıkarılır. Denklem (4.10)'da elde edilen sinyalin ters Fourier dönüşümü alınarak gürültüsü azaltılmış sinyal elde edilmiş olur.

$$F(y) = F(x(t)) - F(n(t)) \quad (4.9)$$

$$F^{-1}(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(y) e^{j\omega x} dy \quad (4.10)$$

Bu şekilde Fourier dönüşümü kullanılarak ortamdaki ev aletleri ve ortamda sürekli bulunan gürültülerin azaltılması sağlanmaktadır. Şekil (4.4)'da kullanılan metottan önce ve sonra sinyalin zaman ekseninde görüntüsü paylaşılmıştır. Şekilden de anlaşılacağı gibi hem sismik vakanın olduğu aralıkta hem de diğer bölümlerde iyileşme görülmektedir.

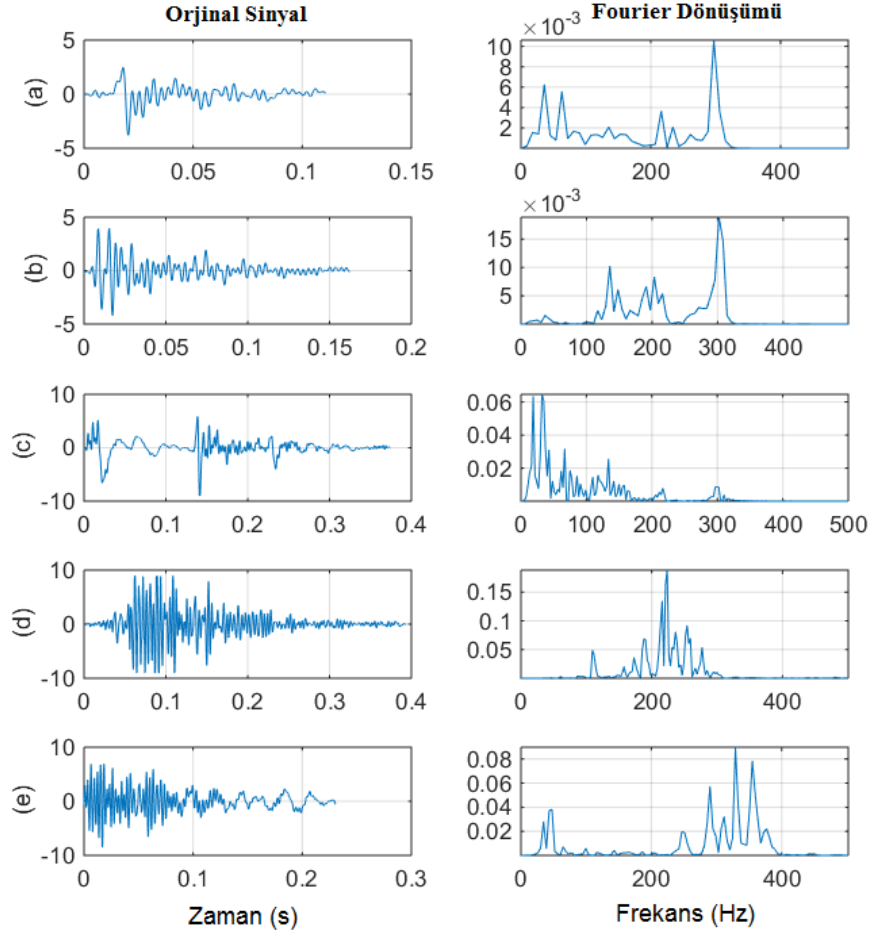
4.3 Özellik çıkarma

Alınan sismik örneklerin ön işleme işlemlerinin tamamlanmasından sonra alınan bu örneklerden öznelik çıkarma işlemi yapılması gerekmektedir. Öznelik çıkarma sınıflandırma işleminin en önemli aşamalarından bir tanesidir.

4.3.1 Spektral Analiz

Spektral analiz sinyal işlemede en popüler metotlardan bir tanesidir. Spektral analizdeki mantık Fourier dönüşümünden gelmektedir. Denklem (4.8)'de Fourier dönüşümü verilmiştir. Denklem (4.8)'deki f değeri frekans, t değeri ise zamanı ifade etmektedir. Fourier dönüşümü ile sinyali frekans alanında incelemek mümkün olmaktadır. Ayrık Fourier dönüşümü kullanılarak örneklenmiş sinyal verilerinin zaman alanından frekans alanına dönüştürülmesi sağlanmaktadır. Elde edilen frekans değerlerinden sinyalin spektral analizi elde edilmektedir.

Önceki bölümlerde farklı hareketlerin titreşimlerinin yüzeyden yayılarak ilerlediğini ve bunların sismik algılayıcı sensörler tarafından elektriksel sinyallere çevrildiğinden bahsedildi. Her faaliyet veya olay zeminde farklı titreşimlere sebep olmaktadır. Bu nedenle oluşan sinyallerin özellikleri de farklı olmaktadır ve bu özellikler sinyal kaynağı hakkında önemli bilgiler içermektedir.

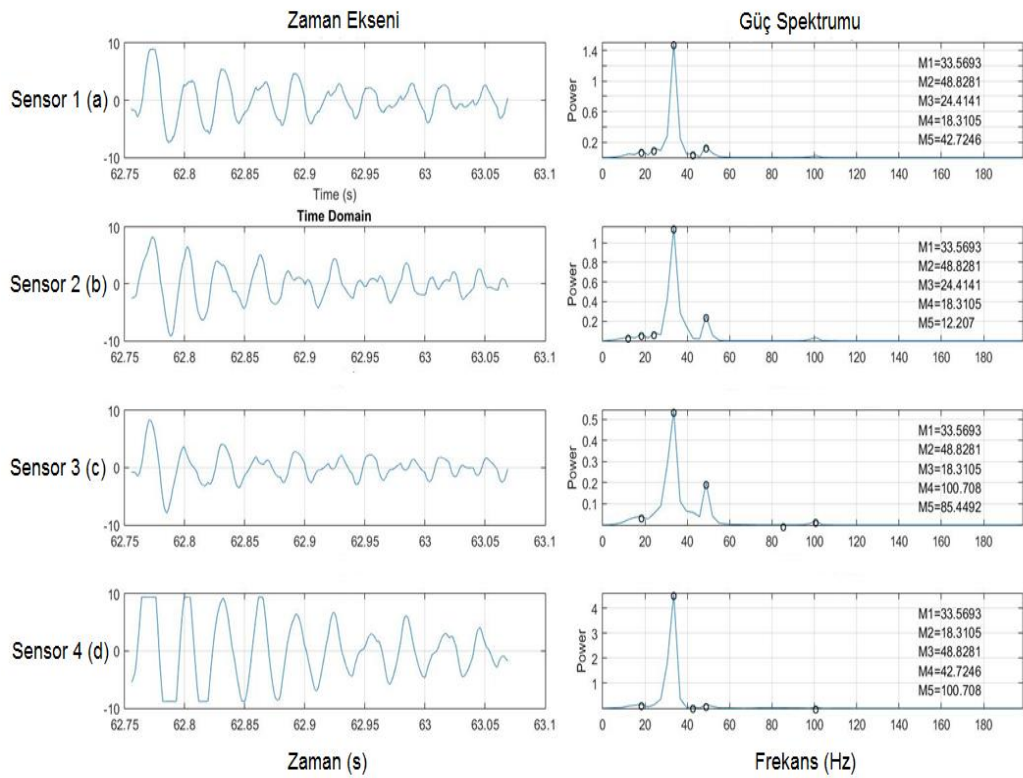


Şekil 4.6 Sismik sinyallerin spektrogramı; yürüme (a), koşma (b), düşme (c), kapı çarpması (d), pencere çarpması (e)

Sismik sensörler ve veri toplama sistemi kullanılarak alınan sinyaller belirli bir örnekleme hızı ile kaydedilir. Bu olay örnekleme hızı olarak nitelendirilir. Toplanan verilerin örnekleme hızı ne kadar yüksek olursa çözünürlük de o kadar yüksek olmaktadır. Örneklenmiş bir sinyal serisi $x(k)$ olarak gösterilir. Örneklenmiş bu sinyalin ayrık Fourier dönüşümü Denklem (4.11)'de verildiği gibi alınabilmektedir. Denklem (4.11)'de verilen N değeri örnek sayısı, $X(n)$ ise ayrık Fourier dönüşümünü ifade etmektedir.

$$X(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k)e^{-2\pi jnk/N} \quad (4.11)$$

Sismik sensör verileri örneklenerek dijital ortama aktarıldığı için Ayrık Fourier dönüşümü kullanılarak frekans düzlemine çevrilmesi sağlanmaktadır Denklem (4.11). Şekil (4.6)'de çeşitli fiziksel hareketlerin dönüşüm yapıldıktan sonra zaman ekseninde ve frekans düzleminde gösterimleri verilmiştir. Şekil (4.6a)'da yürüme, Şekil (4.6b)'de koşma, Şekil (4.6c)'de düşme, Şekil (4.6d)'de pencere çarpması ve Şekil (4.6e)'de kapı çarpması görüntülerine yer verilmiştir.



Şekil 4.7 Güç spektral yoğunluğu; sensör 1 (a), sensör 2 (b), sensör 3 (c), sensör 4 (d)

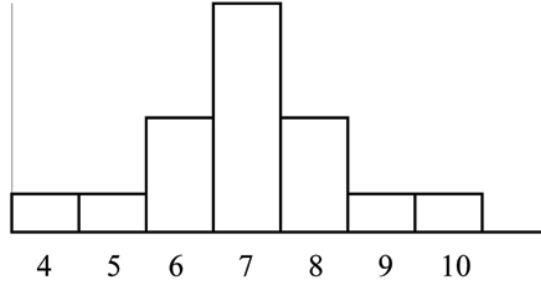
Şekil (4.6) dan da anlaşılacağı gibi sismik titreşimlerden oluşan fiziksel hareketlerin frekans değerleri farklılık göstermektedir. Frekans spektogramındaki en yüksek 5 frekans değeri hareketlerin baskın frekansları hakkında bilgi vermektedir Şekil (4.7). Yani zirve noktalarına karşılık gelen frekans değerleri sinyalin kaynağı hakkında bilgi vermektedir.

4.3.2 Çarpıklık (Skewness)

Olasılık teorisi ve istatistik kuramına göre rassal değişkenin simetrik dağılımının bozulma derecesi çarpıklık olarak değerlendirilir. Çarpıklık Denklem (4.12)'de olduğu gibi hesaplanabilmektedir.

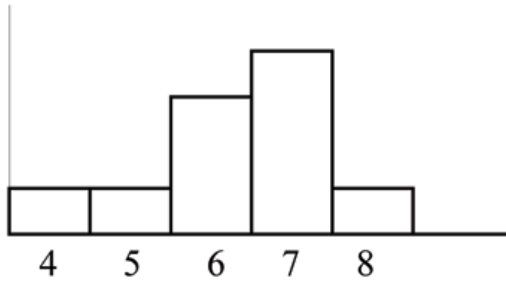
$$\gamma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^3 \quad (4.12)$$

Şekil (4.8)'de verilen bir veri seti alındığında, değerlerin simetrik olarak dağılım gösterdiği görülmektedir. Her bir değer bir birim aralık ile dağılmış ve ortasında göre eşit uzaklıktadır.



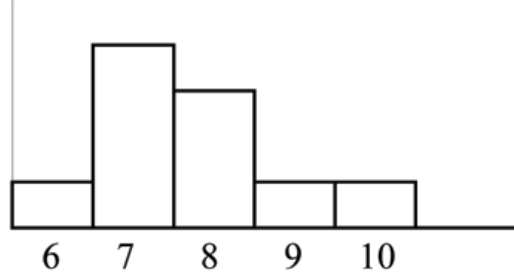
Şekil 4.8 Simetrik dağılım [45]

Fakat Şekil (4.9)'de verilen bir veri seti incelendiğinde dağılımın sağ tarafa doğru kaydığı ve simetrisinin bozulduğu görülmektedir. Burada negatif bir çarpıklık oluşmuştur.



Şekil 4.9 Negatif çarpıklık [45]

Fakat Şekil (4.10) incelendiğinde ise dağılımın sol tarafa doğru fazlaştığı görülmektedir. Bu veri setinde ise pozitif bir çarpıklık olduğu anlaşılmaktadır.



Şekil 4.10 Pozitif Çarpıklık [45]

Sismik sensörlerin alınan verilerin spektral analizleri önceki bölümlerde anlatılmıştır. Şekil (4.6)'ün frekans ekseninden de görüleceği gibi farklı sismik kaynaklardan alınan spektral analizlerin çarpıklıkları farklıdır. Çarpıklık değerinin hesaplanması şekil analizi yapılması konusunda önemli bilgiler içermektedir.

4.3.3 Basıklık (Kurtosis)

Olasılık teoreminde basıklık kavramı grafik gösteriminden ortaya çıkan bir kavramdır. Basıklık bir rassal dağılımın diklik derecesinin ölçüsüdür. Bu konuda moment basıklık katsayısı ölçü olarak kullanılmaktadır. Basıklık Denklem (4.13)'de verildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$\beta = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (4.13)$$

$$\beta = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (4.14)$$

Bu konuda kullanılan en yaygın ölçü moment basıklık katsayısıdır. Moment basıklık katsayısı Denklem (4.14)'de olduğu gibi hesaplanır. Burada μ_4 değer ortalama etrafındaki 4. Momenti gösterirken σ^4 ise standart sapmanın dördüncü kuvvetini göstermektedir.

Basıklık hesaplamasında $\beta = 3$ ise yüksekliğin normal, $\beta > 3$ ise dağılımın dik ve $\beta < 3$ ise dağılımın basık olduğunu ifade edilmektedir. Değişkenliği fazla olması durumunda dağılım normale göre daha basık olmaktadır. Serideki değerlerin merkezi eğiliminin yüksek olması da dağılımın daha dik olduğunu göstermektedir. Önceki bölümlerde de bahsettiğimiz gibi şekil istatistik parametreleri spektrumun dağılımı ve şekli ile ilgili bilgiler vermektedir. Farklı kaynaklardan gelen sismik işaretlerin spektrumları farklı olduğundan şekil istatistiği önemli bir öznitelik olarak değerlendirilmektedir. Buradan elde edilen veriler doğru karar mekanizmasını kurmakta büyük katkılar sağlamaktadır.

4.3.4 Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümü durağan olmayan sinyalleri incelemek için tasarlanmıştır. Dalgacık dönüşümündeki fikir Fourier dönüşümü prensibine benzemektedir. Amaç sinyalleri frekans düzleminde ifade edilebilir hale getirme prensibine dayanmaktadır. Dalgacık dönüşümü temel fonksiyonları, Fourier dönüşümündeki karmaşık sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının yerine uzay ve frekans düzleminde gösterilmesi prensibine dayanmaktadır [46]. Dalgacık dönüşümü, zaman fonksiyonu değerinin dalgacık denilen sabit bir model ile gösterilmesini hedefler. Dalgacık dönüşümü bir sinyalin yeni bir gösterimini sağlayan matematiksel bir işlem olup, dönüştürülmüş alanın taban fonksiyonları cinsinden frekans bileşenleri hakkında bilgi vermektedir. Dalgacık dönüşümü ile Fourier dönüşümünün yetersiz kaldığı bazı durumların analizi konusunda başarılı sonuçlar alınmıştır [47]. Dalgacık dönüşümünün taban fonksiyonlarına dalgacık denir. Dalgacık sınırlı süresi olan ve ortalaması sıfır olan bir dalga şeklindedir. Dalgacıklar tek bir fonksiyon üzerinden türetilirler ve bu fonksiyon ana dalgacık olarak adlandırılır [47]. Ana dalgacıklar Denklem (4.15)'de verilen gereksinimi sağlamak durumdadır.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x^j \psi(x) dx = 0, (j = 0, \dots, k) \quad (4.15)$$

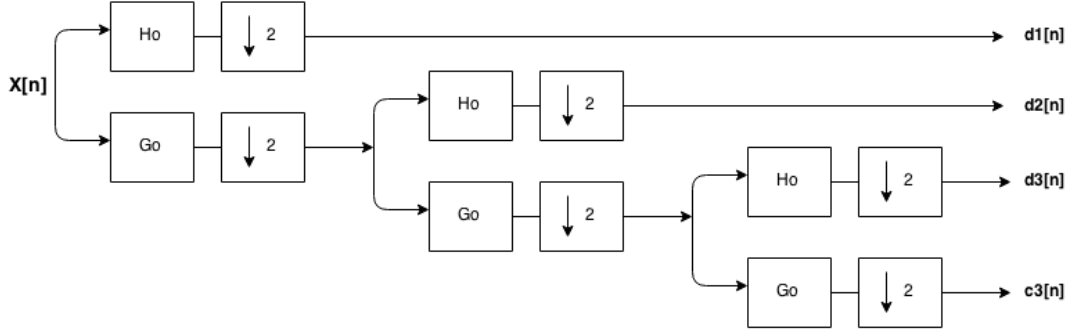
Dalgacık dönüşümün iki temel parametresi bulunmaktadır. Bunlardan a parametresi skala olarak adlandırılır ve a 'nın büyük değerleri küçük frekanslara, küçük değerleri ise büyük frekanslara karşılık gelir. Diğer parametresi ise öteleme parametresi olarak adlandırılan b 'dir. Öteleme parametresi zaman veya x,y ekseninde dalgacığın ötelenmesini sağlar. Bu parametrelerin sürekli olması durumunda dalgacık fonksiyonu Denklem (4.16) şeklinde ifade edilir. Ayrık olması durumunda ise $a = 2^j$ ve $b = k2^j$ şeklinde kullanılır ve dalgacık fonksiyonu Denklem (4.16) şeklinde ifade edilir.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-a}{b}\right) \quad (4.15)$$

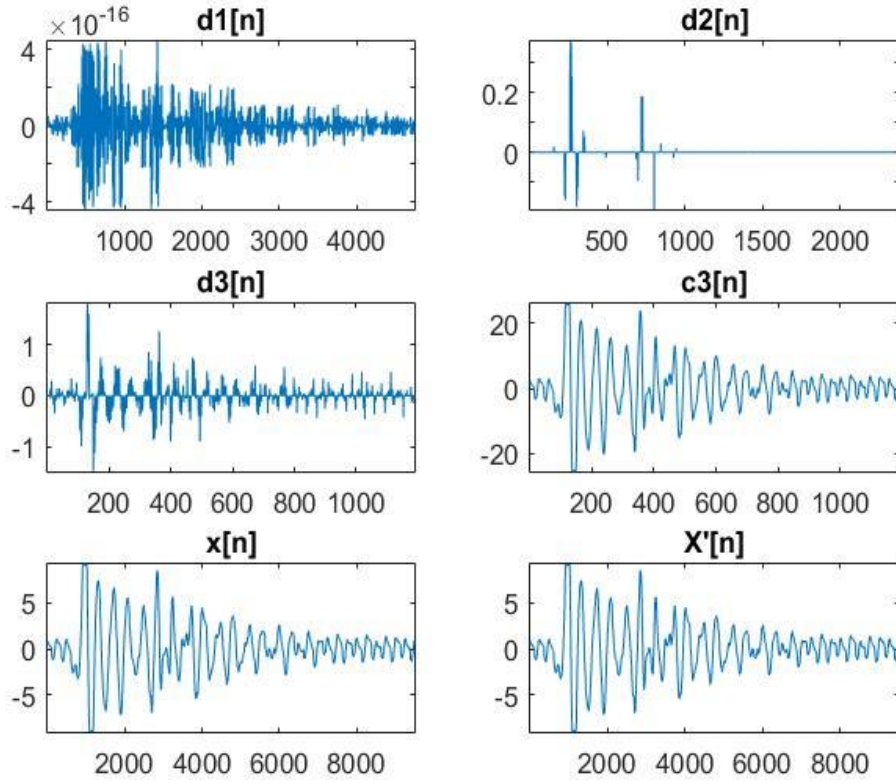
$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2}\psi(2^{-j}t - k) \quad (4.16)$$

Pratikte dalgacık dönüşümü ve ters dalgacık dönüşümleri dijital filtre bankaları olarak adlandırılan bir dizi örnekleme fonksiyonları kullanılarak alınabilmektedir Şekil (4.10) Şekil (4.11). Dalgacık dönüşümünde filtre bankalarının çıkışları dalgacık katsayılarıdır ve ters dalgacık dönüşümünde ise bu tam ters yöndedir.

Örneklenmiş $x[n]$ sinyali öncelikle yüksek geçirgen filtre (H_0) ve düşük geçirgen filtreden (G_0) geçirilir. Filtrelerin çıkışları alt örnekleterek boyutu giriş sinyalinin yarısına düşürülür. İlk yüksek geçirgen filtrenin çıkışı dalgacık katsayısı olan $d_1[n]$ olur. Bu katsayılar dalgacık dönüşümün en yüksek katsayılarını oluştururlar. İkinci aşamada düşük geçirgenden gelen sinyal tekrardan aynı işlemlere tabi tutulur. Buradaki yüksek geçirgenin çıkışı ise dalgacık katsayısı olan $d_2[n]$ olur. Bu işlem dönüşüm seviyesi N olan bir dalgacık dönüşümün $N-1$ aşamasına kadar devam eder. $N-1$ aşamasına gelindiğinde ise en son düşük geçirgenden gelen katsayılar ise $c_N[n]$ olarak ifade edilir.

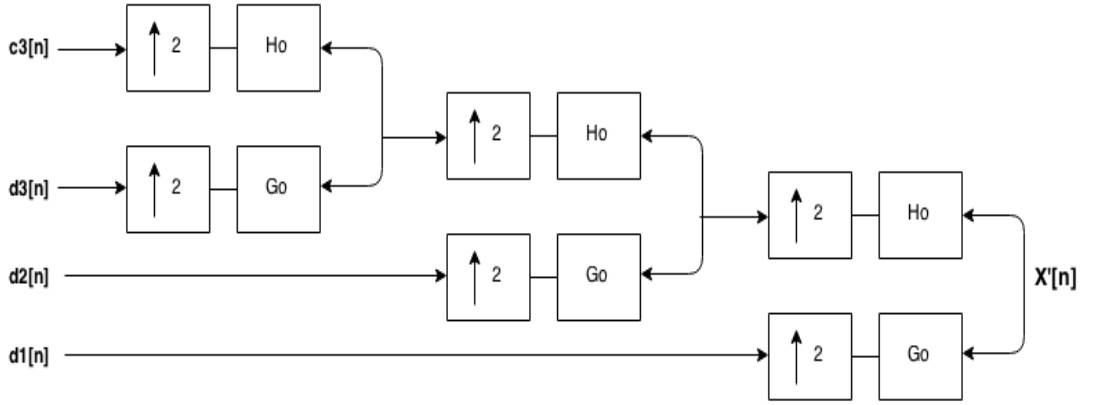


Şekil 4.11 Üç basamak ayrık dalgacık dönüşümü



Şekil 4.12 $x[n]$ sinyalinin üç basamak ayrık dalgacık dönüşümü

Ters dalgacık dönüşümü ise tam ters istikamette ilerler. Dönüşüm sonucu oluşan katsayılar öncelikle üst örnekleme kullanılarak veri boyutu iki katına çıkartılır. Dönüşüm sonucunda en düşük frekansları temsil eden dalgacık katsayılarından başlayarak sırayla yüksek geçirgen ve düşük geçirgen filtrelerden geçirilerek toplanırlar. Bu işlem $N-1$ kere gerçekleştirildikten sonra yeniden oluşturulmuş $X'[n]$ sinyali elde edilmiş olur Şekil (4.12).



Şekil 4.13 Üç basamak ters ayrık dalgacık dönüşümü

4.3.5 Ayrık Kosinüs Dönüşümü

Ayrık kosinüs dönüşümü sonlu bir veri setinin, farklı frekanslardaki kosinüs fonksiyonları ile gösterimi şeklinde ifade edilmesidir. Ayrık kosinüs dönüşümü Fourier ilişkili bir dönüşüm çeşididir fakat gerçek değerler kullanır. Ayrık kosinüs dönüşümü ile ayrık Fourier dönüşümü arasındaki en büyük fark AKD sadece kosinüs fonksiyonlarını kullanırken AFD ise kosinüs ve sinüs (karmaşık üstel şeklinde) fonksiyonlarını kullanır. Ayrık kosinüs dönüşümü Denklem (4.17)'deki gibi gerçekleştirilir.

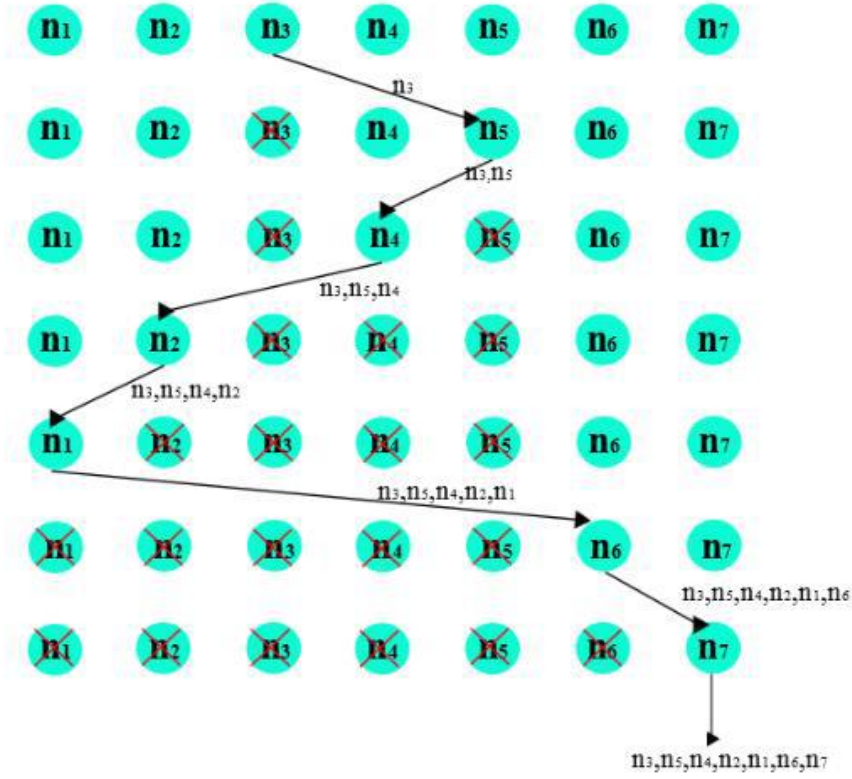
$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos \left[\frac{\pi}{N} \left(n + \frac{1}{2}k \right) \right] \quad k = 0, \dots, N - 1 \quad (4.17)$$

Sismik hareket kayıtlarının ayrık kosinüs dönüşümü alınır. Bulunan katsayılar öznitelik seçim algoritmasında değerlendirilerek sınıflandırma başarımı en yüksek olanlar öznitelik olarak seçilirler.

4.4 Öznitelik Seçimi: Sargı Yöntemi

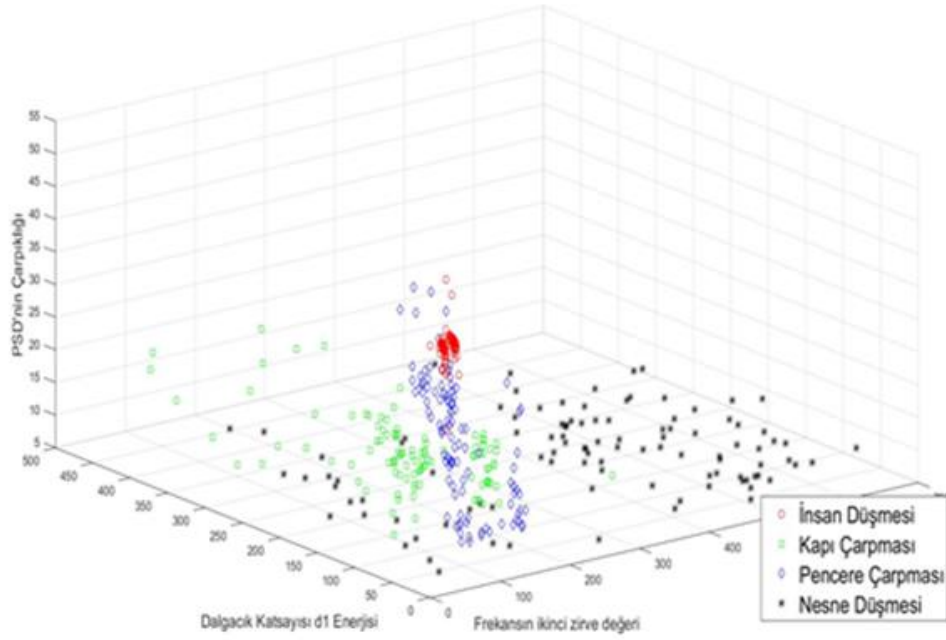
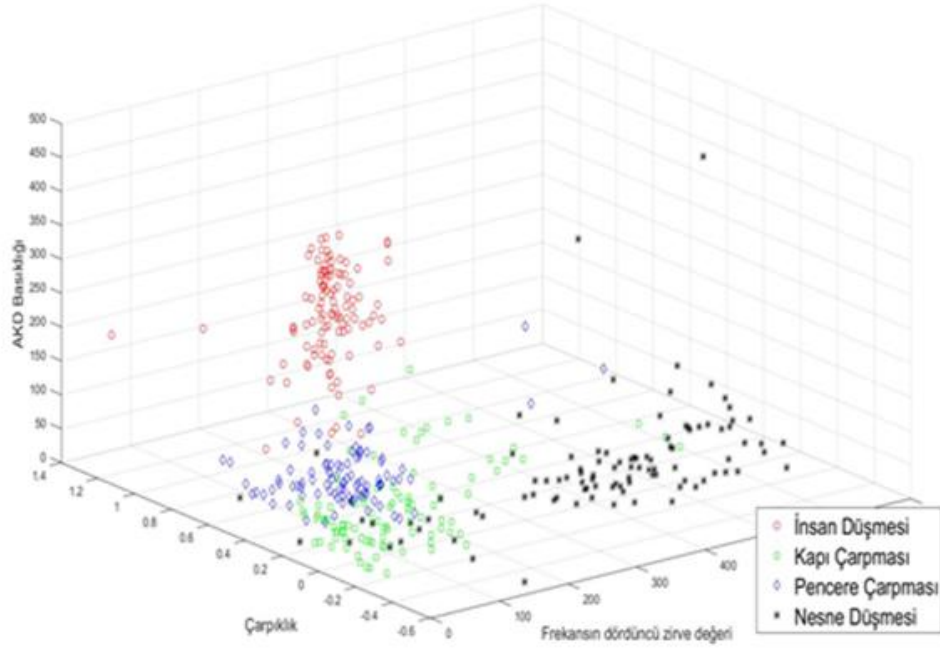
Sınıflandırma işlemlerinde özniteliklerin doğru seçilmesi başarı oranı ile doğru orantılı olarak artmaktadır. Öznitelik seçiminde dikkat edilmesi gereken en önemli noktalardan bir tanesi, sınıflandırılacak olan olayların, nesnelerin yâda objelerin birbirlerinden ayırt edilebilecek özelliklerini içeren öznitelikleri seçmektir. Çünkü seçilen bütün öznitelikler her zaman sınıflandırma konusunda en yüksek başarıyı vermezler. Hatta sınıflandırma kümesine yanlış seçilen bir öznitelik eklendiğinde başarıyı daha da aşağılara düşürebilmektedir. Yeni eklenen öznitelik başarıyı direk bir düşme yaratmasa da başarıyı çok az artırıp sınıflandırma hızını bariz bir şekilde düşürebilir. Ayrıca ihtiyaçtan fazla öznitelik kullanılması ciddi performans kayıplarına sebep olmaktadır. Bu yüzden kullanılacak özniteliklerin doğru seçilmesi gerekmektedir. Genellikle öznitelik sayısından dolayı çoklu uzay düzleminde işlem yapılması gerekmektedir. Böyle bir durumda başarıyı en yüksek öznitelikleri seçmek zorlaşmaktadır. Böyle bir durumda seçilebilir olsa bile yeni eklenen öznitelik havuzdaki diğer özniteliklerin başarılarını düşürebilmektedir. Bu yüzden öznitelik seçimi işlemini bir takım metotlar kullanarak yapmak başarıyı artırma konusunda büyük katkı sağlayacaktır.

Sargı yöntemi öznitelik havuzunda bulunan bütün ihtimalleri deneyerek başarıyı en yüksek olduğu N tane özneliğin çıkarılmasını hedeflemektedir. N tane öznitelik arasında sınıflandırma başarıyı ihtimallerinin tamamının denenebilmesi için 2^N ihtimalin denenmesi gerekmektedir. Sargı algoritması belirlenmiş bir sınıflandırıcı ile birlikte çalışmaktadır. Seçilen sınıflandırma algoritması 2^N ihtimalin denemelerini yaparak en yüksek başarıyı kümeyi bulmayı hedefler. Sargı algoritması sınıflandırıcıdan aldığı verileri değerlendirecek seçme yapacağından kullanılacak sınıflandırıcı da önemli olmaktadır. Sınıflandırıcıya tanıtılan eğitim ve test setlerinin değiştirilmesi de bu yüzden algoritmanın seçeceği öznitelikleri direk olarak etkileyecektir. Sargı algoritmasının bütün ihtimalleri denemesinden kaynaklı performans problemleri yaşanacağından algoritmanın ileri ve geri yönlü olmak üzere iki çeşidi bulunmaktadır.



Şekil 4.14 İleri yönlü sargı yöntemi çalışma ilkesi [48]

İleri yönlü sargı algoritmasında öznitelik seçiminin nasıl yapıldığı Şekil (4.14)'de görsel olarak anlatılmıştır. Öznitelik seçimi yapılacak yedi adet öznitelik $n1$ 'den $n7$ 'ye kadar adlandırılmıştır. Sistem öncelikle tek olarak bütün özniteliklerin başarımlarını önceden belirlenmiş bir sınıflandırıcı ile hesaplar. Şekil (4.14) incelendiğinde en yüksek başarımın $n3$ özniteliğinde olduğu görülmektedir. Bu öznitelik de başarım en yüksek olduğundan bu öznitelik seçilir. Daha sonrasında seçilen bu öznitelikle kalan diğer öznitelikler ikişerli olarak sınıflandırıcıya sokulur ve en yüksek başarımın elde edildiği ikili bulunur. Şekilden de görüleceği gibi en yüksek başarım ikisi $n3$ ve $n5$ olmuştur. Öznitelik seçimi bu şekilde en yüksek başarımın elde edilmesi mantığına dayanarak bütün özniteliklerin seçilmesi veya istenilen sayıda özniteliğin seçilmesine kadar devam eder. Böylece en yüksek başarım elde edilen öznitelik seçimi gerçekleştirilmiş olur.



Şekil 4.15 Farklı özniteliklere göre hareket dağılımları

İleri yönlü sargı algoritmasında seçim yapılacak kümeden hiçbir özneliğin seçilmediği fikrinden yola çıkılarak başlanır. Algoritma bütün küme içerisindeki öznelikleri teker teker sınıflandırıcıya sokarak en yüksek başarıyı yakaladığı özneliği bulmaya çalışır. Küme içerisindeki en yüksek başarı elde ettiği özneliği

bulduğu zaman o özneliği küme içerisinde alır ve seçer. Daha sonra seçmiş olduğu öznelik ile kümede kalan diğer öznelikleri ikili olarak sınıflandırıcıya sokarak en yüksek başarımları elde ettiği özneliği bulmaya çalışır. Bütün ihtimalleri denedikten sonra da başarımları en yüksek olan ikili öznelik seçilip kümeden çıkartılır. Seçme işlemlerine istenilen sayıda öznelik seçilene kadar yâda kümede hiç öznelik kalmayana kadar devam edilir. Bu yöntem ile en yüksek başarımları elde edilen öznelikler belirli bir sıralamaya koyulmuş olur. Bu sıralamadan istenilen kadar öznelik seçilerek kullanılabilir.

Geri yönlü sargı algoritması ise kümedeki bütün özneliklerin seçilmiş olduğu durumla birlikte seçme işlemine başlar. Bütün özneliklerin seçilmiş olduğu durumun başarımları hesaplanır. Kümedeki öznelikler teker teker çıkartılarak başarımları en çok düşüren öznelik bulunmaya çalışılır. En başarısız öznelik bulunduğunda, kümeden çıkartılır ve işlem başka bir öznelik ile devam edilir. İstenilen sayıdaki özneliğe ulaşıldığında öznelik seçme işlemi tamamlanmış olur.

4.5 Sınıflandırma

4.5.1 Destek Vektör Makinesi (SVM)

Sınıflandırma konusunda kullanılan oldukça etkili ve basit yöntemlerden bir tanesi de destek vektör makineleridir. Sınıflandırma yapılacak iki grup arasında çizgi çekilerek grupların ayrılmasını ve böylece sınıflandırmasını hedefler. Bu çekilecek sınır uzay düzleminde grup elemanlarının dağılımına göre en uzak noktadan geçecek şekilde belirlenir. SVM algoritmasına verilen iki sınıftan oluşan eğitim setindeki bütün elemanlar iki gruptan biri olarak işaretlenir ve bu grupların arasında iki gruba da en uzak olacak şekilde bir sınır belirlenir. Daha sonra sisteme eklenecek yeni bir olay yâda sınıflandırılacak olgunun bu çizgilerin ne tarafında kaldığı analiz edilerek sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. SVM'leri uygulamada iki grup arasında sınıflandırma yapabilsede birden fazla grubu sınıflandırmanın metotları bulunmaktadır. Grupları teker teker alıp geriye kalanlara karşı sistem eğitilerek çoklu sınıflandırma işlemi gerçekleştirilebilir. Destek vektör makineleri akıllı öğrenme

mekanizmalarını desteklediğinden verileri inceleyerek ve şablonları kaydedip sınıflandırma için kullanabilmektedir. Destek vektör makineleri lineer sınıflandırmanın yanı sıra lineer olmayan sınıflandırmaları da etkili bir şekilde yapabilmektedir. Lineer olmayan girdileri çok boyutlu öznitelik uzayına yerleştirerek sınıflandırabilme özelliğine sahiptirler.

4.5.2 k-En Yakın Komşu Algoritması (KNN)

Görüntü tanıma ve sınıflandırma yöntemlerinin çeşitli türleri vardır. Bunların içinden en popüler sınıflandırıcılardan bir tanesi de k-en yakın komşu olan (KNN) algoritmasıdır. Bu algoritmaya göre çıkarılan özniteliklerden, sınıflandırılmak istenen yeni bireyin daha önceki bireylerden k tanesinin yakınlığına bakılır.

$$p(x, v_i) = \frac{k_i/n}{V(x)} \quad (4.1)$$

$$p(x, v_i) = p(v_i|x)p(x) \quad (4.2)$$

$$p(v_i|x) = \frac{p(x, v_i)}{\sum p(x, v_i)} \quad (4.3)$$

$$p(v_i|x) = \frac{\frac{k_i/n}{V(x)}}{\sum \frac{k_i/n}{V(x)}} = \frac{k_i}{k} \quad (4.4)$$

Örneğin, bir A setinin N tane örneği olsun ve bu N örnek v_1, v_2, \dots, v_n sınıflarına dâhil olsun. Ayrıca bu N tane örnek içerisinde $i = 1, 2, \dots, n$ iken N_i de v_i grubuna dâhil olsun. Sınıfı v_x olan bir x örneği sınıflandırılması gereksin Burada k en yakın komşuluğun prensibi ise sonsal olasılık değerini hesaplamak ve karar kuralı belirlemek oluyor. Bu olasılığı hesaplamak için x örneğini içine alan, A setindeki k tane örneği kapsayan ve hacmi $V(x)$ olan bir hiperküre ele alınması gerekmektedir. Küre içerisindeki noktaları v_i grubuna dâhil ise o zaman ortak yoğunluğu $p(x, v_i)$ olarak hesaplanabilir. Denklem

(4.2) deki Bayes kuralı kullanılarak Denklem (4.3) de gösterilen sonsal olasılık değeri hesaplanabilir. Denklem (4.4)'te sonsal olasılık değerinin sadeleştirilmiş hali gösterilmiştir. Yukarıdaki analizlerden sonra elde edilen diskriminant fonksiyonu Denklem (4.5)'te belirtilmiştir. Ayrıca karar kuralı da Denklem (4.6)'da belirtilmiştir.

$$g_i = k_i, i = 1,2,3, \dots, n \quad (4.5)$$

$$g_i(x) = \max(k_i) \rightarrow x \in v_i \quad (4.6)$$

Örnekler arasındaki mesafeyi ölçme kısmı bu algoritmanın en önemli kısımlardan birisidir. Uzaklık ölçümünde en çok kullanılan metot ise Öklid uzaklığıdır Denklem (4.7).

$$d(x, x) = \sqrt{(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2)} \quad (4.7)$$

Sınıflandırmanın başarısı ise k değeri ile bağlantılıdır. Deneyler için k değerinin değeri \sqrt{n} olarak bulunmuştur. Buradaki n değeri ise eğitim setindeki sınıf sayısıdır.

5. DENEYSEL SONUÇLAR

Yaşlı ve bakıma muhtaç insanların ihtiyaçlarının karşılanması için, insan faaliyetleri tanıma ve uzaktan sağlık izleme sistemleri üzerine geliştirilen bu çalışmada kullanılan teknolojiden, sismik sensörlerden alınan verilerin gürültü azaltma yöntemlerinden, öznelik çıkarımlarından ve sınıflandırıcılardan bahsedildi. Gürültü azaltma için kullanılan metotlar yüksek frekansların ve ortam içerisinde bulunan çamaşır makinası, buzdolabı ve benzeri ev aletlerinden kaynaklanan gürültülerin azaltılmasında etkili olmuştur. Kullanılan bu gürültü azaltma yöntemleri sınıflandırma başarımının %94,5 seviyelerine ulaşmasında büyük katkı sağlamıştır.

Deneyleerde kullanılan insan düşmesi, kapı çarpması, pencere çarpması ve nesne düşmesi gibi hareketlerde, on gönüllü tarafından 1 sn. uzunluktaki sismik işaretlerden oluşan toplam 1242 kayıt alınmıştır Çizelge (5.1). Bu kayıtlardan belirli oranlarda seçilen örnekler test verisi geri kalanlar ise eğitim seti olarak kullanılmıştır.

Çizelge 5.1 Kullanılan veri kümesinin dağılımı

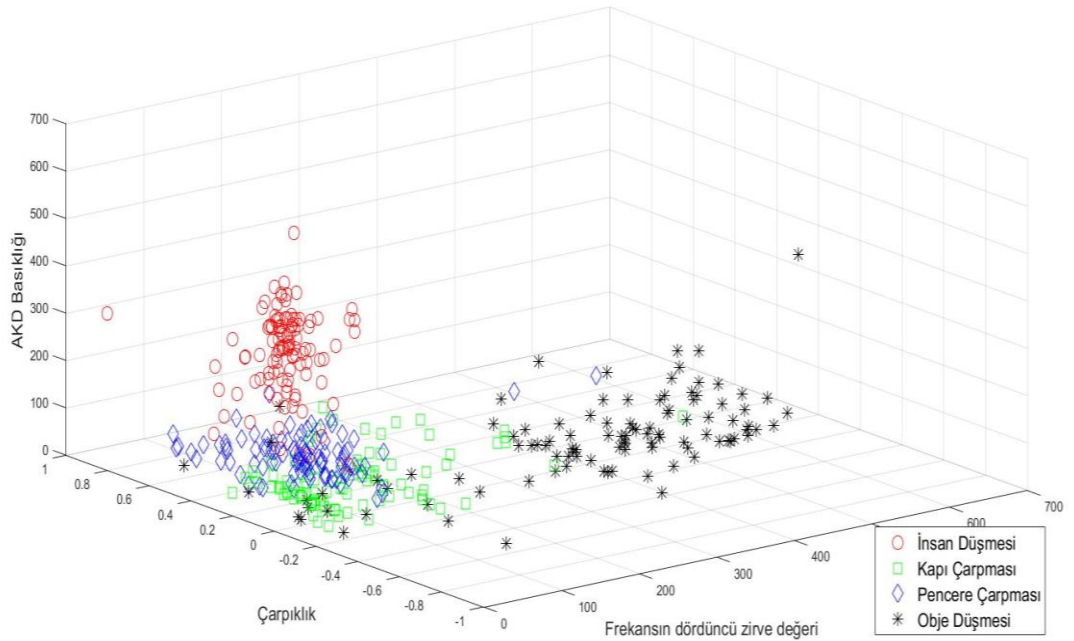
Hareket	Adet
İnsan Düşmesi	327
Kapı Çarpması	299
Nesne Düşmesi	302
Pencere Çarpması	314
TOPLAM	1242

Deneyleerde dört adet sismik sensör kullanılmıştır. Bu sensörler oda içerisine eşit dağılım ve uzaklık sağlanması açısından odanın köşelerine yerleştirilmiştir. Bu sensörlerden alınan değerler ayrı şekilde kaydedilerek kendi içerisinde sınıflandırma yapılmıştır. Bu sınıflandırma sonuçları oy çokluğu yöntemi kullanılarak değerlendirilmeye alınmıştır. Sensörlerin vermiş olduğu kararlarda oy çokluğu mevcut değilse de rastgele bir seçim yapılarak sınıflandırma yapılmıştır. İlerleyen bölümlerde detaylı anlatılacak çizelge ve şekiller oy çokluğu yöntemi kullanılarak elde edilmiştir.

Çalışmalarda daha doğru sonuçlar elde edilmesi için 200 çapraz doğrulama yapılmıştır. SVM ve KNN yöntemleri kullanılarak yapılan deneylerin sonuçları ilerleyen bölümlerde verilecektir. Deneylerde insan düşmesi SVM kullanılarak %99,4 oranla, KNN kullanılarak %98 oranla doğru tespit edilmiştir. SVM yönteminde sınıflandırma hareketlerin ikili karşılaştırılması yöntemiyle yapılmıştır. Düşme ve diğer olarak gruplayarak sınıflandırma yapılması sistemin karar verme başarımının artmasında büyük etki sağlamıştır.

5.1 Öznitelik Vektörleri ve Sınıflandırma

Öznitelik vektörleri sınıflandırma sistemlerinde sistemi eğitmek ve daha sonrasında sisteme eklenen yeni bir hareketin sınıflandırılmasında kullanılmaktadır. Hareketlerin birbirinden ayrılabilmesi için, öznitelik vektörlerinin farklı hareketler için farklı sonuçlar verebiliyor olması gerekmektedir. Böylece hareketlerin kendine has özellikleri ile birbirlerinden ayırt edilmesi sağlanabilmektedir. Bu çalışma kapsamında önceki bölümlerde bahsedilen yöntemler kullanılarak 23 adet öznitelik çıkartılmıştır. Bu öznitelikler sargı yöntemiyle bir karar mekanizması kurularak en iyi sonuç veren 10 öznitelik kullanılarak sınıflandırma işlemlerine tabi tutulmuştur.



Şekil 5.1 Kullanılan özniteliklerden üç tanesinin dağılımı

Şekil (5.1) bu algoritma sonucu tespit edilmiş 3 özniteliğin, üç boyutlu düzlemde gösterilmesidir. Şekil ayrık kosinüs dönüşü basıklığı, çarpıklık ve Fourier dönüşümünün dördüncü frekans zirvesi öznitelikleri kullanılarak çizdirilmiştir. İnsan düşmesi, kapı ve pencere çarpması, nesne yere düşmesi gibi olaylar, farklı renk ve şekillerle grafiğe aktarılmıştır. Şekil incelendiğinde olayların kendi içlerinde kümelenmiş olduğu görülmektedir. Aslında beklenen sonuç da böyle olmasıdır. Sınıflar ne kadar birbirinden uzak ve kümelenmiş olarak toplanırsa başarımları o kadar artmaktadır. Grafikte bazı test verilerinin, kendisine ait olmadığı gruplara yakın olduğu görülmektedir. Bu durumlar diğer öznitelik vektörleri ile ayırt edilmektedir. Ayırt edilemeyenler ise sonuçlarda karşılaşılmış olan hataları göstermektedir.

5.2 Seçilen Öznitelik Sayısının Etkisi

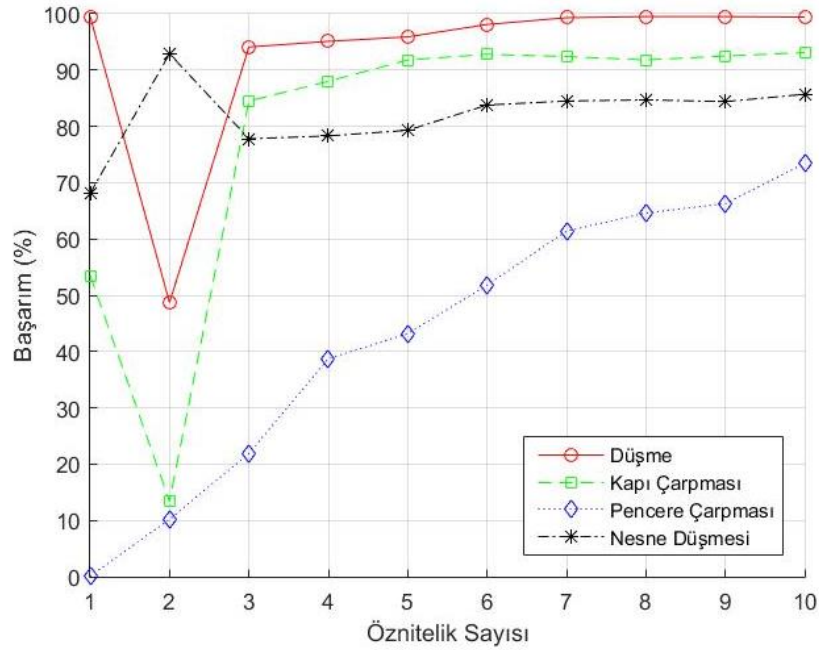
Çalışmanın önceki bölümlerinde sargı algoritması kullanılarak nasıl öznitelik bulunacağı ile ilgili bilgiler verilmiştir. Bu bölümde algoritma tarafından bulunan 10 özniteliğin sınıflandırma başarımları üzerinde nasıl etki ettiği hakkında bilgiler verilecektir. Çizelge (5.2)'de kullanılan destek vektör makinesi ve en yakın komşuluk algoritmalarının öznitelik sayısına göre başarımları verilmiştir. Algoritmanın başarımları dört farklı hareket için incelenmiştir.

Çizelge 5.2 Seçilen öznitelik sayısının başarımları üzerindeki etkisi

Yöntem	Hareket	Seçilen Öznitelik Sayısı									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
SVM	<i>Düşme</i>	99,5	48,7	94,1	95,1	95,9	98,1	99,3	99,5	99,5	99,4
	<i>Kapı</i>	53,5	13,4	84,5	88,0	91,8	92,8	92,4	91,8	92,5	93,1
	<i>Pencere</i>	0,1	10,2	21,9	38,7	43,2	51,8	61,4	64,6	66,3	73,4
	<i>Nesne</i>	68,1	92,9	77,8	78,3	79,3	83,8	84,5	84,7	84,4	85,7
KNN	<i>Düşme</i>	97,2	96,2	96,9	97,6	97,6	97,6	97,6	97,8	97,6	98,0
	<i>Kapı</i>	92,8	89,4	91,6	91,7	91,7	91,6	91,5	91,5	91,3	91,4
	<i>Pencere</i>	69,8	92,4	97,3	97,7	98,0	98,1	98,1	98,2	98,5	98,6
	<i>Nesne</i>	74,3	94,2	94,2	95,3	95,4	95,6	95,6	95,6	95,6	96,2

Şekil (5.2)'de destek vektör makinesi kullanılarak sınıflandırma yapılmış Çizelge (5.2)'de gösterilen değerler çizilmiştir. İnsan düşmesi, kapı çarpması, pencere

çarpması ve bir nesnenin yere düşmesi gibi durumlar incelenmiştir. Deneylede kullanılan SVM algoritması iki sınıf ayrımı yapmak için tasarlanmıştır. Bu çalışmada kullanılan yöntemde ise sırayla bir sınıfa karşı bütün sınıflar gruplandırılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. SVM’de öznitelik arttıkça sınıflandırma başarımının da arttığı grafik üzerinde görülmektedir. Sadece ikinci öznitelik eklendiğinde düşme ve kapı çarpması başarımı düşmektedir. İkinci eklenen özneliğin düşme ve kapı çarpmasında başarımı artırmadığı halde pencere çarpması ve nesne düşmesinin ayır edilmesinde başarılı olduğu görülmektedir.



Şekil 5.2 SVM’de öznitelik sayısının başarıma etkisi

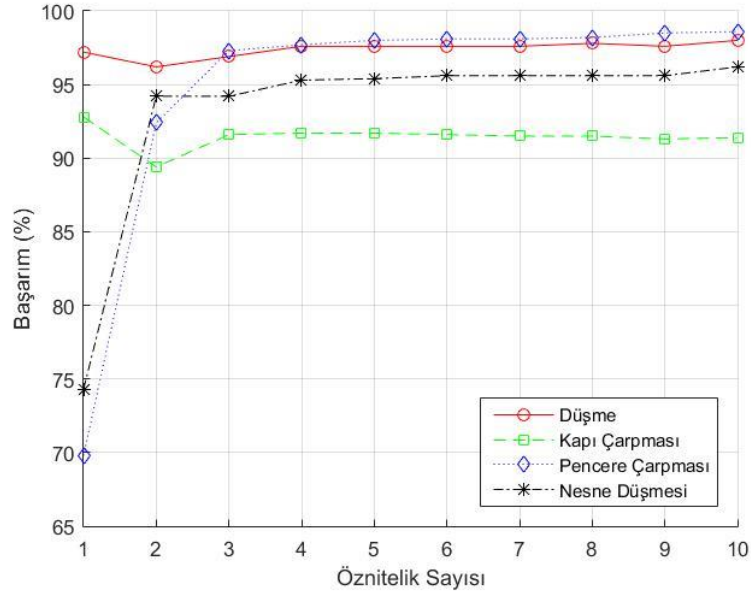
Deneylede kullanılan SVM algoritması iki sınıf ayrımı yapmak için tasarlanmıştır. Bu çalışmada kullanılan yöntemde ise sırayla bir sınıfa karşı bütün sınıflar gruplandırılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. SVM’de öznitelik arttıkça sınıflandırma başarımının da arttığı grafik üzerinde görülmektedir. Sadece ikinci öznitelik eklendiğinde düşme ve kapı çarpması başarımı düşmektedir. İkinci eklenen özneliğin düşme ve kapı çarpmasında başarımı artırmadığı halde pencere çarpması ve nesne düşmesinin ayır edilmesinde başarılı olduğu görülmektedir.

Sargı yöntemi kullanılarak yapılan deneylerde en çok seçilen öznitelikler Çizelge (5.3) 'de verilmiştir. Sınıflandırma denemelerinde bu öznitelikler kullanılmıştır. Kullanılan öznitelik sayısının ihtiyaçtan fazla olması sınıflandırıcının yanlış kararlar vermesine sebep olmaktadır. Sisteme yeni eklenen öznitelikler sınıflar arasında ayır edici olmaktan çok benzer özellikler içerdiğinden başarımlar da düşmektedir. Bu nedenle çalışmalar sonucunda en ideal öznitelik sayısı ve tablosu Çizelge (5.3) 'de paylaşılmıştır.

Çizelge 5.3 En çok seçilen öznitelikler

1	Güç spektrumunda birinci zirve noktasının frekansı
2	Güç spektrumunda ikinci zirve noktasının frekansı
3	Güç spektrum yoğunluğunun çarpıklığı
4	Güç spektrum yoğunluğunun standart sapması
5	Güç spektrum yoğunluğunun varyansı
6	Ayrık kosinüs dönüşümünün standart sapması
7	Hareketin zaman düzleminde çarpıklığı
8	Hareketin zaman düzleminde basıklığı
9	Hareketin zaman düzleminde varyansı
10	Dalgacık katsayıları ($d1[n]$) enerjisi

Şekil (5.3)'de ise Çizelge (5.2)'de gösterilen K en yakın komşu algoritmasına göre sınıflandırma sonuçları gösterilmektedir. Sınıflandırıcı başarımlar incelendiğinde %98 doğru tespit oranıyla düşmenin algılanması görülmektedir. Tek öznitelik kullanıldığında pencere çarpması ile bir nesnenin yere düşmesinin başarımlarının oldukça düşük olduğu grafikten anlaşılmaktadır. Sınıflandırıcıya eklenen ikinci öznitelik pencere çarpmasını ve nesne düşme başarımlarını artırırken düşme ve kapı çarpması başarımlarını düşürmektedir. Buradan her öznitelik her hareket sınıflandırılmasında başarılı olmak zorunda değildir sonucuna ulaşmak mümkündür. Eklenen dördüncü öznitelikten sonra sistem neredeyse dengeye ulaşmış ve başarımlar artışı azalmıştır. Denemelerde çapraz doğrulama yöntemi kullanıldığından ortalama değerler alınmıştır. Bu nedenle test verilerinin seçiminden kaynaklı değişimler en aza indirilmiştir.



Şekil 5.3 KNN’de öznitelik sayısının başarıma etkisi

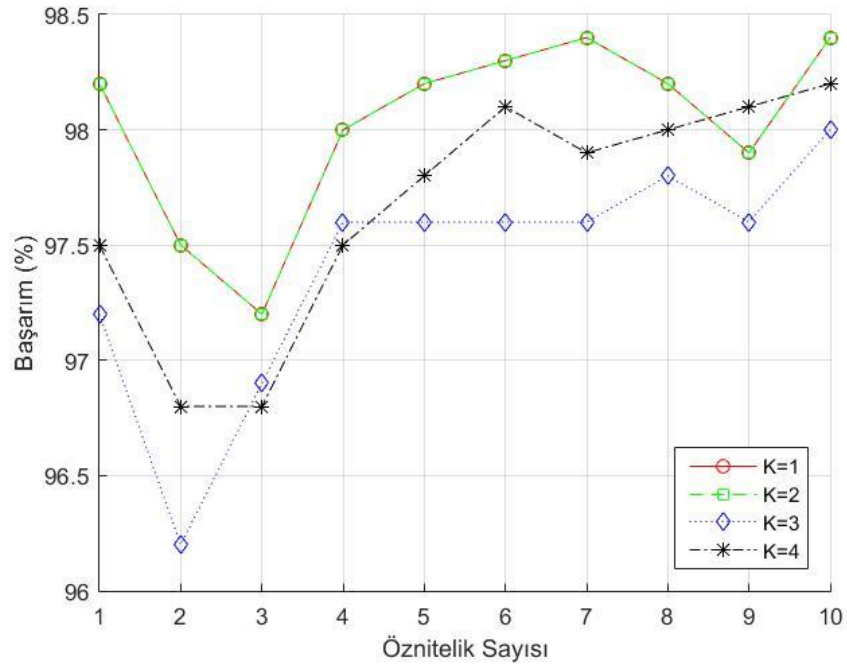
5.3 K Değerinin En Yakın Komşuluk Üzerinde Etkisi

En yakın komşuluk metodunda kullanılan K değeri kaç adet komşuluğa bakılarak karar verileceğini ifade etmektedir. Burada yapılan çalışmada ise bu değerin farklı seçilmesi sonucunda başarımın nasıl etkilendiği araştırılmıştır. K değerinin doğru seçilmesi sınıflandırıcı başarımında çok büyük rol oynamaktadır. Çizelge (5.4)’den de anlaşılacağı gibi K değerinin düzgün seçilmemesi başarımı düşürmektedir. Önceki bölümlerde K değerinin hesaplanması konusunda bilgiler verilmektedir. Bu çalışmada da orada verilen hesaplamaların doğru olduğu gösterilmiş olacaktır. Şekil (5.4) insan düşme hareketinin K değerine bağlı olarak sınıflandırma başarımını göstermektedir. Ayrıca denemelerde öznitelik sayısı da artırılarak bu durumun öznitelik sayısı değiştirildiğinde nasıl bir tutum izleyeceği de araştırılmıştır. Grafik incelendiğinde K’nın 1 veya 2 değeri için başarımlarının tamamen birbirine eşit olduğu görülmektedir. Ayrıca en yüksek başarım da bu değerler seçildiğinde alınmaktadır. Grafikte öznitelik sayısı artırılırken başarımın düşmesi sargı yönteminin sadece düşme tespiti başarımını artırmaya çalışarak öznitelik seçmemesinden kaynaklanmaktadır. Yani sargı yöntemi bütün hareketlerin toplam başarımını en yüksek yapacak öznitelikleri seçmektedir. Burada insan düşme tespiti oranı düşmüş gibi gözükse de diğer hareketlerin başarımı

artmıştır. Bu yöntem uygulamaya geçildiği takdirde sadece insan düşme başarımı dikkate alınacak şekilde düzeltilebilmektedir.

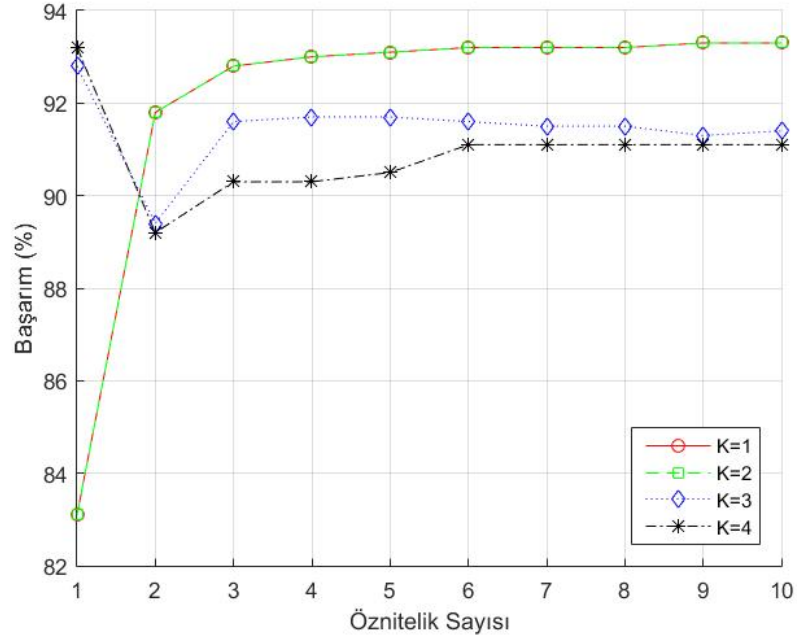
Çizelge 5.4 K değerinin KNN sınıflandırıcı üzerinde etkisi

K	Hareket	Seçilen Öznitelik Sayısı									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	<i>Düşme</i>	98,2	97,5	97,2	98,0	98,2	98,3	98,4	98,2	97,9	98,4
	<i>Kapı</i>	83,1	91,8	92,8	93,0	93,1	93,2	93,2	93,2	93,3	93,3
	<i>Pencere</i>	64,4	87,7	97,0	97,5	97,9	97,9	98,0	98,2	98,6	98,9
	<i>Nesne</i>	65,2	94,0	94,1	94,2	94,3	94,4	94,4	94,4	94,6	95,4
2	<i>Düşme</i>	98,2	97,5	97,2	98,0	98,2	98,3	98,4	98,2	97,9	98,4
	<i>Kapı</i>	83,1	91,8	92,8	93,0	93,1	93,2	93,2	93,2	93,3	93,3
	<i>Pencere</i>	64,4	87,7	97,0	97,5	97,9	97,9	98,0	98,2	98,6	98,9
	<i>Nesne</i>	65,2	94,0	94,1	94,2	94,3	94,4	94,4	94,4	94,6	95,4
3	<i>Düşme</i>	97,2	96,2	96,9	97,6	97,6	97,6	97,6	97,8	97,6	98,0
	<i>Kapı</i>	92,8	89,4	91,6	91,7	91,7	91,6	91,5	91,5	91,3	91,4
	<i>Pencere</i>	69,8	92,4	97,3	97,7	98,0	98,1	98,1	98,2	98,5	98,6
	<i>Nesne</i>	74,3	94,2	94,2	95,3	95,4	95,6	95,6	95,6	95,6	96,2
4	<i>Düşme</i>	97,5	96,8	96,8	97,5	97,8	98,1	97,9	98,0	98,1	98,2
	<i>Kapı</i>	93,2	89,2	90,3	90,3	90,5	91,1	91,1	91,1	91,1	91,1
	<i>Pencere</i>	66,6	91,5	97,5	98,4	98,6	98,8	98,9	98,9	98,6	98,7
	<i>Nesne</i>	78,3	94,4	95,2	96,8	96,8	96,2	96,2	96,3	96,3	96,3

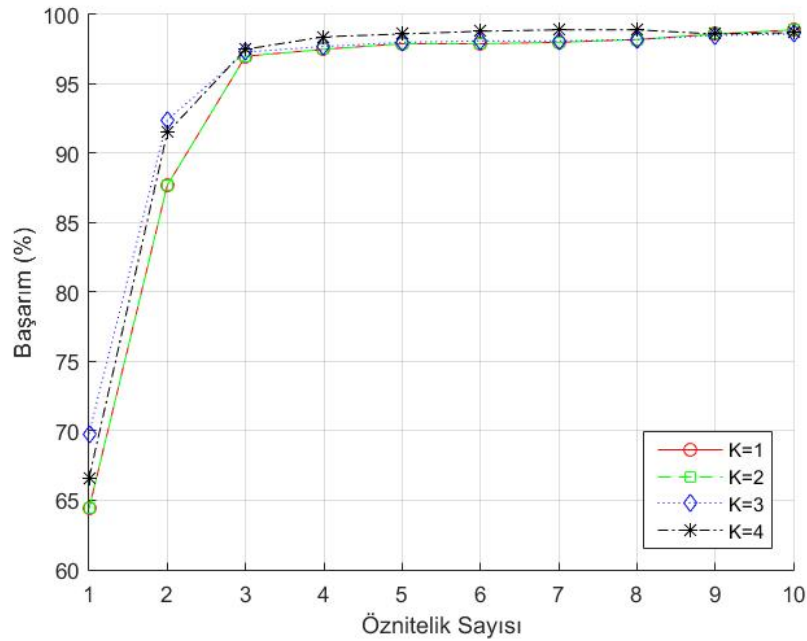


Şekil 5.4 KNN'de K değerinin düşme tespiti başarımına etkisi

Şekil (5.5)'de ise kapı çarpmasının üzerinde K değerleri incelenmiştir. Bu grafikten de anlaşılacağı gibi kapı çarpması tespitinde de en iyi başarımlar K'nın 1 ve 2 değerleri için sağlanmıştır. K değerinin çok küçük olması sınıflandırıcı modelini olumsuz yönde etkilemektedir. Çok büyük olması da tek bir sınıf gibi davranmasına sebep olmaktadır.

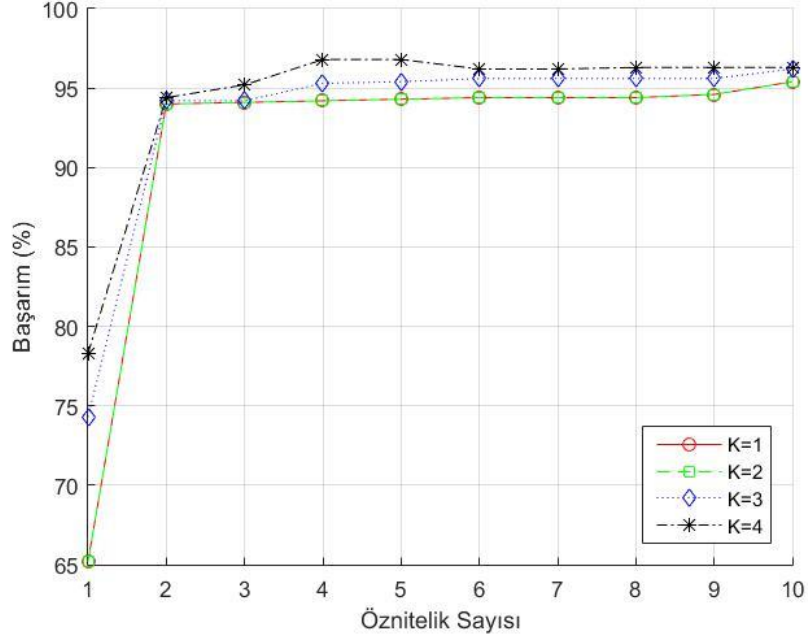


Şekil 5.5 KNN'de K değerinin kapı çarpması tespiti başarımına etkisi



Şekil 5.6 KNN'de K değerinin pencere çarpması tespiti başarımına etkisi

Nesne düşmesi tespitinde ise K değerinin 3 ve 4 seçilmesinin 1 ve 2 değerine göre başarımı artırmış olduğu görülmektedir. Fakat başarımların bir birine yakın olduğu grafikten anlaşılmaktadır.



Şekil 5.7 KNN’de K değerinin nesne düşmesinin tespiti başarımına etkisi

KNN algoritmasında kullanılan K değeri farklı hareket sınıflandırılması verilen tablo ve grafiklerle anlatılmıştır. K değerinin de sınıf sayısı ile ilişkisi önceki bölümlerde bahsedilmişti. K değerinin en iyi başarımının sınıf sayısının kareköküne eşit olduğunda gerçekleştiği anlaşılmaktadır.

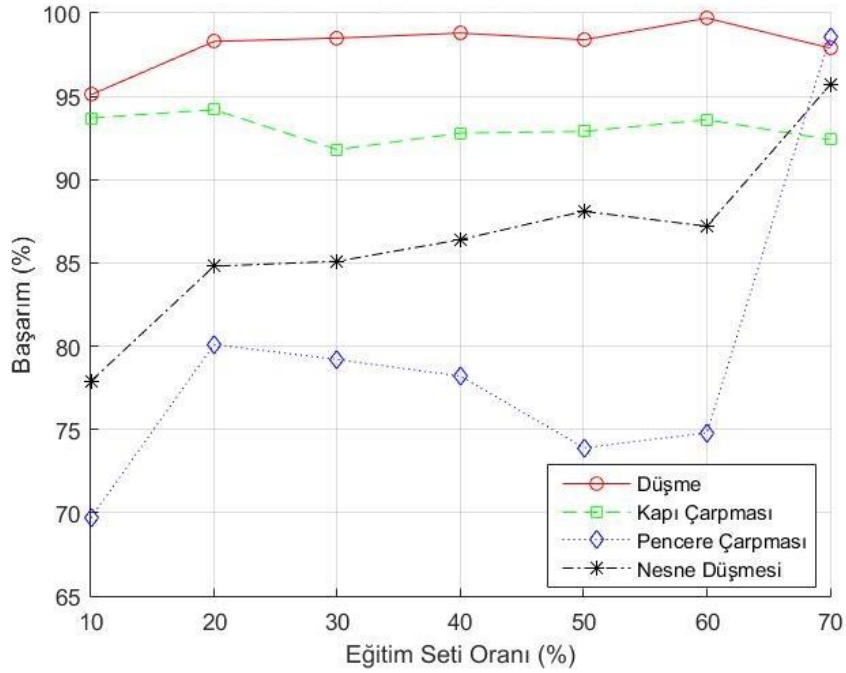
5.4 Kullanılan Eğitim Seti Oranının Etkisi

Sınıflandırma algoritmalarının çalışabilmesi için sınıfları belli olan bir eğitim setiyle karar verme mekanizması oluşturulması gerekmektedir. Sınıflandırıcı ne kadar fazla örnek ile eğitilirse başarımı da o kadar fazla olacaktır. Bu çalışmada da eğitim setinin test setine oranına göre başarımın nasıl değişeceği hedeflenmektedir. Çizelge (5.5)’te eğitim setinin kaydedilen verilerin toplamına oranına göre sınıflandırma başarımının nasıl değişeceği gösterilmiştir. Eğitim setinin oranları %10-70 arası değiştirilerek 10 öznitelik ile sınıflandırma başarıları tabloda gösterilmiştir.

Çizelge 5.5 Kullanılan eğitim seti oranının başarımlar üzerinde etkisi

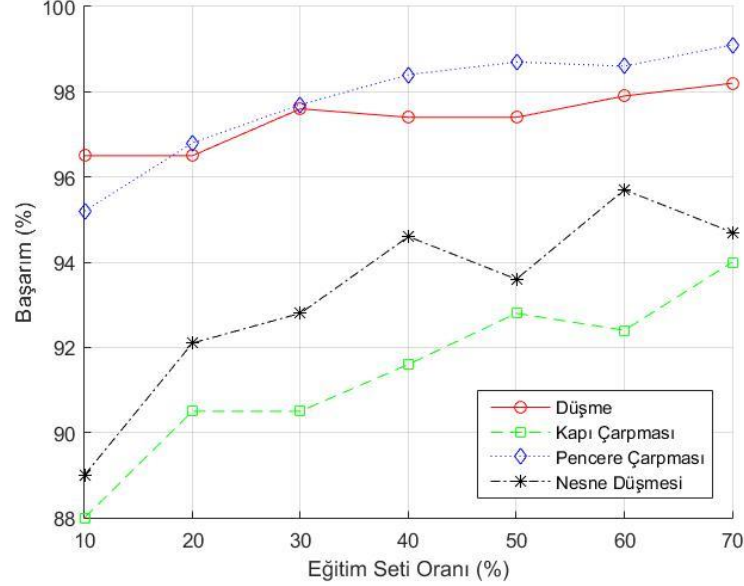
Yöntem	Hareket	Eğitim seti oranı (%)						
		10	20	30	40	50	60	70
SVM	<i>Düşme</i>	95,1	98,3	98,5	98,8	98,4	99,7	97,9
	<i>Kapı</i>	93,7	94,2	91,8	92,8	92,9	93,6	92,4
	<i>Pencere</i>	69,7	80,1	79,2	78,2	73,9	74,8	98,6
	<i>Nesne</i>	77,9	84,8	85,1	86,4	88,1	87,2	95,7
KNN	<i>Düşme</i>	96,5	96,5	97,6	97,4	97,4	97,9	98,2
	<i>Kapı</i>	88,0	90,5	90,5	91,6	92,8	92,4	94,0
	<i>Pencere</i>	95,2	96,8	97,7	98,4	98,7	98,6	99,1
	<i>Nesne</i>	89,0	92,1	92,8	94,6	93,6	95,7	94,7

Şekil (5.8)'de eğitim seti oranının destek vektör makinası algoritması üzerinde yaptığı değişimler verilmektedir. Düşük miktardaki düşme ve azalmalar göz ardı edilirse eğitim setinin artırılması karar mekanizmasını güçlendirmiş ve doğru karar vermeyi artırmıştır. İnsan düşme eylemi diğer hareketlere oranla daha tutarlı bir yapı sergilediğinden eğitim setinin artırılması başarımları düşük oranlarda etkilemiştir. Fakat diğer hareketlerde ise eylemlerin kendi içinde bile varyasyonlar yapmasından kaynaklı eğitim setinin artırılması başarımları oldukça artırmıştır.



Şekil 5.8 SVM'de kullanılan eğitim seti oranının başarımlarına etkisi

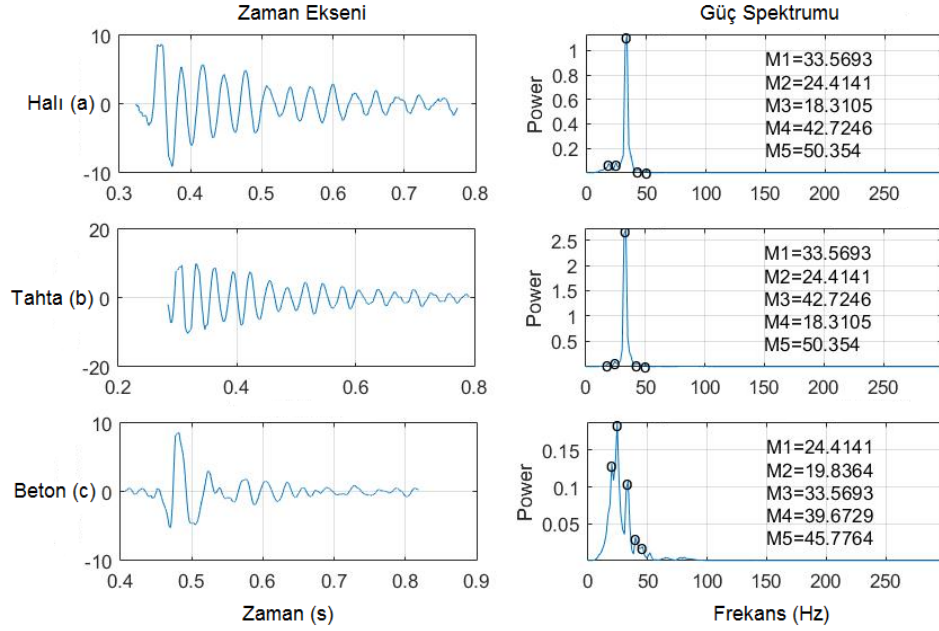
Şekil (5.9)'da ise KNN sınıflandırıcısı kullanılarak başarımın değişimi gösterilmektedir. Burada da eğitim setinin artması başarımı artırmıştır. İnsan düşme tespitinde ise SVM'e göre başarım daha fazla artmaktadır.



Şekil 5.9 KNN'de kullanılan eğitim seti oranının başarıma etkisi

5.5 Sensör Konumu ve Zemin Etkisi

İnsan düşmesinin tespit edilmesi için tek bir sensörden alınan veriler yeterli olabilmektedir. Sensörün hareket kaynağından uzak olması veya dış ortam gürültülerinden etkilenmesi nedeniyle sistem başarımını artırmak adına dört adet sismik sensör kullanılmıştır. Bu sensörler bütün odayı kapsayacak şekilde odanın köşelerine yerleştirilmiştir. Böyle hareket odanın neresinde gerçekleşirse gerçekleşsin en az iki sensöre yakın olmaktadır. Yapılan çalışmada kullanılan sensör verileri ayrı olarak değerlendirilmektedir. Sisteme dâhil edilen her bir sensör kendi sınıflandırmasını yaparak hareket kaynağı hakkında bilgi vermektedir. Yapılan bu sınıflandırmalar oylama çokluğu yöntemi kullanılarak hareketin ne olduğuna karar verilmektedir. Böylece sistemin daha doğru karar vermesi sağlanmıştır. Alınan veriler incelendiğinde sismik sensörler hareket kaynağından uzaklaştıkça başarım da düşmektedir. Bu düşmenin temel sebebi alınan titreşimlerin çok düşük olması ve ortam gürültü seviyesinin sinyal seviyesinden yüksek olmasıdır.



Şekil 5.10 İnsan düşmesinin ahşap, beton ve halı zemin üzerindeki spektrogramları

İnsan düşmesinin kayıtları halı, ahşap ve beton zemine düşme olarak kaydedilmiştir. Gelen verilerin güç spektrumu ve zamana bağlı grafikleri Şekil (5.10) 'da verilmiştir. Şekil incelendiğinde beton, ahşap ve halı zeminden alınan verilerin benzerliği açıkça görülmektedir. Beton zemine düşme ve ahşap zemine düşme verileri incelendiğinde, aralarında çok büyük farklar bulunmadığı şekilden de anlaşılmaktadır. Sadece ölçülen frekans değerleri arasında küçük oynamalar mevcuttur. Beton zeminin esnekliği ahşap zemine göre daha düşük olduğundan sinyalin sönümlenmesi daha hızlı gerçekleşmektedir. Halı serilmiş ahşap zemin üzerinde alınan veriler ahşap zeminle neredeyse benzer sonuçlar vermiştir. Halı düşme hareketinin oluşturacağı şoku azalttığı için güç spektralinde daha düşük genlikli bir sinyal oluşmasına neden olmuştur. Fakat genliğin azalması oluşan titreşimlerin frekanslarında büyük bir değişim oluşturmamıştır. Ahşap zeminde sismik sinyallerin iletimi daha iyi olduğundan algılama mesafesi beton zemine göre daha iyi yorumu yapılabilir. Yere serilen halı sinyal genliğini düşürdüğünden yumuşak düşme hareketlerinde başarısızlığa neden olabilecektir. Sınıflandırma başarımları ahşap, halı ve beton olduğu deneylerden tespit edilmiştir. Yukarıda bahsedilen durumlardan dolayı en yüksek başarımlar ahşap zemine düşmede elde edilmiştir.

6. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR

İnsan faaliyetleri tanıma ve uzaktan sağlık izleme sistemleri ile yaşlı ve bakıma muhtaç insanların düşmesi durumunda acil sağlık hizmetine ihtiyaç duymaların tespit edilmesi problemine karşılık sismik sensör ağı kullanılarak düşmenin tespit edilmesine yönelik çalışma yapılmıştır. Bu tez çalışmasında spektral istatistik ve ayrık dalgacık dönüşümü ile öznitelik çıkarma metotları araştırılmıştır. Bu çalışma Fourier dönüşümü, ayrık dalgacık dönüşümü ve ayrık kosinüs dönüşümlerini kullanarak spektral istatistiklerden elde edilen öznitelikleri kullanarak insan düşmesinin tespit edilmesini amaçlar. Sınıflandırmanın başarımı destek vektör makinaları kullanılarak %99,4, en yakın komşu algoritması kullanılarak %98 oranlarına ulaşmaktadır. Bu çalışmadan aşağıdaki gibi sonuçlar çıkarılabilmektedir.

1. Destek vektör makinaları algoritması insan düşme tespiti konusunda K en yakın komşu algoritmasına oranla daha fazla başarılı olmaktadır.
2. Dalgacık dönüşümü ve ortalama gürültü çıkarımı yöntemlerini kullanarak gürültünün azaltılması başarımı artırmaktadır.
3. K en yakın komşu algoritmasının performansı seçilen K değerine göre değişmektedir. Test seti rastgele verilerek yapılan denemelerde K değişkeninin 4 sınıfa göre en ideal değeri 2 olarak tespit edilmiştir.
4. Eğitim ve test gruplarının seçilme oranları sınıflandırıcının performansını etkilemektedir. Sistemi eğitmekte kullanılan oran arttıkça başarımlar artmaktadır.

Yapılan çalışmaların devamı, veri setinin yürüme, koşma, kanepeden veya koltuktan düşme gibi durumların eklenerek analiz edilmesi, farklı sınıflandırıcılar eklenerek başarımlarının değerlendirilmesi ve farklı öznitelik vektörleri kullanılarak başarımın artırılması olarak sıralanabilir. Bu çalışmanın ilerletilmesi ve gerçek hayata uygulanması yaşlı ve bakıma muhtaç insanların hayatını kolaylaştırmada büyük fayda sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- [1] U. N. D. o. E. a. S. Affairs, «UN projects world population to reach 8.5 billion by 2030, driven by growth in developing countries,» 29 July 2013. [Çevrimiçi]. Available:
<http://www.un.org/apps/news/story.asp?NewsID=51526#.Vmf9LnbhBD8>.
[Erişildi: 30 July 2015].
- [2] O. B. Ahmad, C. Boschi-Pinto, A. D. Lopez, C. J. Murray, R. Lozano ve M. Inoue, «Age Standardization of Rates: A New WHO Standart,» *GPE Discussion Paper Series: No:31, EIP/GPE/EBD World Health Organization 2001*, cilt 31, pp. 10-14, 2011.
- [3] P. M. Shearer, Introduction to Seismology, ISBN: 9780521708425, 2009.
- [4] [Çevrimiçi]. Available: <http://scweb.cwb.gov.tw/images/FAQ/eq005.jpg>.
[Erişildi: 23 Mayıs 2015].
- [5] J. M. Hausdorff, D. A. Rios ve H. K. Edelberg, «Gait variability and fall risk in community-living older adults: A 1-year prospective study,» *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, cilt 82, p. 1050–1056, 2001.
- [6] S. Erdogan ve T. Bilgin, «A data mining approach for fall detection by using k-nearest neighbour algorithm on wireless sensor network data,» *IET Communications*, cilt 6, no. 18, p. 3281–3287, 2012.
- [7] A. Purwar, D. u. Jeong ve W. Y. Chung, «Activity monitoring from real-time triaxial accelerometer data using sensor network,» %1 içinde *International Conference on Control, Automation and Systems, 2007. ICCAS '07*, 2007.
- [8] Y. Lee, J. Kim, M. Son ve M. Lee, «Implementation of Accelerometer Sensor Module and Fall Detection Monitoring System based on Wireless Sensor Network,» %1 içinde *29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007*, 2007.
- [9] D. Liang, G. Zhao, Y. Guo ve L. Wang, «Pre-impact amp; impact detection of falls using wireless Body Sensor Network,» %1 içinde *2012 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI)*, 2012.

- [10] A. Lopez-Yunez, D. Vasquez, L. A. Palacio, N. Tiwari, V. K. Suryadevara, M. Anandwala ve M. Rizkalla, «A novel approach for high speed wireless pre-fall detection multisensory system,» %1 içinde *2014 IEEE 57th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, 2014.
- [11] D. Chen, W. Feng, Y. Zhang, X. Li ve T. Wang, «A wearable wireless fall detection system with accelerators,» %1 içinde *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, 2011.
- [12] A. Dinh, D. Teng, L. Chen, S. B. Ko, Y. Shi, J. Basran ve V. D. Bello-Hass, «Data acquisition system using six degree-of-freedom inertia sensor and Zigbee wireless link for fall detection and prevention,» %1 içinde *30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008.
- [13] T.-C. Chen, «Fall detection and location using ZigBee sensor network,» %1 içinde *Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference*, 2011.
- [14] C.-N. Huang, C.-Y. Chiang, J.-S. Chang, Y.-C. Chou, Y.-X. Hong, S. J. Hsu, W.-C. Chu ve C.-T. Chan, «Location-Aware Fall Detection System for Medical Care Quality Improvement,» %1 içinde *Third International Conference on Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2009.
- [15] A. Dinh, D. Teng, L. Chen, Y. Shi, C. McCrosky, J. Basran ve V. D. Bello-Hass, «Implementation of a Physical Activity Monitoring System for the Elderly People with Built-in Vital Sign and Fall Detection,» %1 içinde *Sixth International Conference on Information Technology: New Generations*, 2009, 2009.
- [16] V. T. v. Hees, M. Pias, S. Taherian, U. Ekelund ve S. Brage, «A method to compare new and traditional accelerometry data in physical activity monitoring,» %1 içinde *World of Wireless Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM), 2010 IEEE International Symposium*, 2010.
- [17] W. Sriborrirux, P. Leamsunran ve P. Dan-klang, «Real-time system for monitoring activity among the elderly using an RF SoC device with triaxial

- accelerometer data over a wireless sensor network,» %1 içinde *IEEE MTT-S International Microwave Workshop Series on RF and Wireless Technologies for Biomedical and Healthcare Applications (IMWS-Bio)*, 2014.
- [18] A. Z. Rakhman, Kurnianingsih, L. E. Nugroho ve Widyawan, «u-FAST: Ubiquitous fall detection and alert system for elderly people in smart home environment,» %1 içinde *Makassar International Conference on Electrical Engineering and Informatics (MICEEI)*, 2014.
- [19] I. Bouchrika, J. Carter, M. Nixon, R. Mörzinger ve G. Thallinger, «Using Gait Features for Improving Walking People Detection,» %1 içinde *2010 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 2010.
- [20] H. Nait-Charif ve S. McKenna, «Activity summarisation and fall detection in a supportive home environment,» %1 içinde *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, 2004.
- [21] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu ve A. E. Cetin, «HMM Based Falling Person Detection Using Both Audio and Video,» %1 içinde *Signal Processing and Communications Applications, 2006 IEEE 14th*, 2006.
- [22] M. Yu, Y. Yu, A. Rhuma, S. M. R. Naqvi, L. Wang ve J. A. Chambers, «An Online One Class Support Vector Machine-Based Person-Specific Fall Detection System for Monitoring an Elderly Individual in a Room Environment,» *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, cilt 17, no. 6, pp. 1002-1014, 2013.
- [23] W.-Y. Shieh ve J.-C. Huang, «Speedup the Multi-camera Video-Surveillance System for Elder Falling Detection,» %1 içinde *International Conference on Embedded Software and Systems, 2009*, 2009.
- [24] T. F. H. C., B. A. ve A. M. G., «A Human Gait Classification Method Based on Radar Doppler Spectrograms,» *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, c 2010, cilt 389716, pp. 1-12, 2010.
- [25] T. F. H. C. ve B. M. G. A. A., «Automatic human motion classification from Doppler spectrograms,» %1 içinde *2nd International Workshop on Cognitive Information Processing (CIP)*, 2010.

- [26] L. J., S. L. Phung, F. H. C. Tivive ve A. Bouzerdoum, «Automatic classification of human motions using Doppler radar,» %1 içinde *The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2012.
- [27] R. Boulic, N. M. Thalmann ve D. Thalmann, «A global human walking model with real-time kinematic personification, Visual Computer,» *Visual Computer*, cilt 6, no. 6, p. 344–358, 1990.
- [28] S. Z. Gürbüz, W. L. Melvin ve D. B. Williams, «Spectrogram-Based Methods for Human Identification in Single-Channel SAR Data,» %1 içinde *IEEE 15th Signal Processing and Communications Applications,(SIU 2007)*, 2007.
- [29] B. Erol, C. Karabacak ve S. Z. Gürbüz, «A Kinect-Based Human Micro-Doppler simulator,» *IEEE Aerospace and Elektronik Systems Magazine*, 2014.
- [30] B. Erol, C. Karabacak, S. Z. Gurbuz ve A. C. Gurbuz, «Radar simulation of different human activities via Kinect,» %1 içinde *IEEE 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 2014.
- [31] B. Tekeli, S. Z. Gurbuz ve M. Yuksel, «Information-Theoretic Feature Selection for Human Micro-Doppler Signature Classification,» *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, cilt 55, no. 99, p. 1–14, Ocak, 2016.
- [32] S. Z. Gürbüz, B. Erol, B. Çağlıyan ve B. Tekeli, «Operational assessment and adaptive selection of micro-Doppler features,» *IET Radar, Sonar Navigation*, cilt 9, no. 9, p. 1196–1204, 2015.
- [33] J. Wagner ve R. Z. Morawski, «Applicability of mel-cepstrum in a fall detection system based on infrared depth sensors,» %1 içinde *IEEE 8th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, 2015.
- [34] P. Mazurek ve R. Z. Morawski, «Application of Naive Bayes classifier in fall detection systems based on infrared depth sensors,» %1 içinde *IEEE 8th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, 2015.
- [35] S. J. R. D. C. A. Ariani ve N. H. Lovell, «“Software simulation of unobtrusive falls detection at night-time using passive infrared and pressure mat sensors,»

- %1 içinde *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2010.
- [36] S. Mashiyama, J. Hong ve T. Ohtsuki, «A fall detection system using low resolution infrared array sensor,» %1 içinde *2014 IEEE 25th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communication (PIMRC)*, 2014.
- [37] G. L. Goodman, «Detection and classification for unattended ground sensors,» %1 içinde *Information, Decision and Control, 1999. IDC 99. Proceedings*, 1999.
- [38] F. Werner, J. Diermaier, S. Schmid and P. Panek, "Fall detection with distributed floor-mounted accelerometers: An overview of the development and evaluation of a fall detection system within the project eHome," in *5th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth)*, 2011.
- [39] A. Yazar ve A. E. Cetin, «Ambient assisted smart home design using vibration and PIR sensors,» %1 içinde *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2013 21st*, 2013.
- [40] USB-1208FS, User's Guide, Measurement Computing Corporation, 2014, pp. 6-12.
- [41] RACOTECH Geophysical Instruments, Artist, *RGI-HP103*. [Art]. RACOTECH, 2015.
- [42] D. L. Donoho ve J. M. Johnstone, «Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage,» *Biometrika*, cilt 81, no. 3, p. 425–455, 1994.
- [43] D. L. Donoho ve I. M. Johnstone, «Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage,» *Journal of the american statistical association*, p. 1200–1224, 1995.
- [44] D. L. Donoho ve I. M. Johnstone, «Ideal denoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases,» *Comptes Rendus Acad. Sci., Ser. I*, cilt 319, pp. 1317-1322, 1994.
- [45] S. Dean ve B. Illowsky, «Descriptive Statistics: Skewness and the Mean, Median, and Mode - OpenStax CNX,» [Çevrimiçi]. Available:

- <http://cnx.org/contents/6c4fb0df-8562-40db-8e48-3d91d7dd65f7%409/Descriptive-Statistics-Skewnes>. [Eriřildi: 13 Nisan 2015].
- [46] Y. Tao, E. C. M. Lam ve Y. Y. Tang, «Feature extraction using wavelet and fractal,» *Pattern Recognition Letters*, cilt 22, no. 3-4, p. 271–287, 2001.
- [47] A. Graps, «An introduction to wavelets,» *IEEE Computational Science Engineering*, cilt 2, no. 2, pp. 50-61, 1995.
- [48] B. Tekeli, Information theory based feature selection for human activity classification with radar, Ankara: M.Sc. Thesis, 378501, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, 2014.
- [49] Wikipedia, «Skewness,» [Çevrimiçi]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/Skewness>. [Eriřildi: 14 Nisan 2015].

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : SÜMER, Halil İbrahim
Uyruğu : T.C.
Doğum tarihi ve yeri : 24.11.1987 Isparta
Medeni hali : Bekâr
Telefon : 0 (312) 911 33 60
E-mail : hsumer@etu.edu.tr

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet tarihi
Lisans	Bilkent Üni./Elektrik-Elektronik Müh.	2012
Y. Lisans	TOBB ETÜ/Elektrik-Elektronik Müh. (Burslu)	2015

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2015- ...	EnerjiSA Başkent Elektrik Dağıtım A.Ş.	Uzman
2014-2015	LSM Elektronik ve Yazılım LTD. ŞTİ.	Kurucu/Yazılım Müh.
2013-2014	Bimetri Bilgi ve İletişim Tek. LTD. ŞTİ.	Gömülü Yazılım Müh.

Yabancı Dil

İngilizce

Yayımlar

1. H.i. Sümer ve S. Z. Gürbüz, "Indoor Fall Detection Using a Network of Seismic Sensors," in 2015 49th Asilomar Conference on Signals, 2015.