

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

**SİSMİK SİNYAL İŞLEME TABANLI
HEDEF TESPİTİ VE SINIFLANDIRMASI**

MUHAMMET FATİH OKUTAN

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

**DANIŞMAN
PROF. DR. ABDULLAH BAL**

İSTANBUL, 2016

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SİSMİK SİNYAL İŞLEME TABANLI
HEDEF TESPİTİ VE SINIFLANDIRMASI

Muhammet Fatih OKUTAN tarafından hazırlanan tez çalışması 18.05.2016 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Prof. Dr. Abdullah BAL
Yıldız Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Abdullah BAL
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Salih DEMİREL
Yıldız Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Atilla ÖZMEN
Kadir Has Üniversitesi

Bu alıřma, Yıldız Teknik Üniversitesi Bilimsel Arařtırma Projeleri Koordinatörlüğü' nün 2013-04-03-YL04 numaralı projesi ile desteklenmiřtir.

ÖNSÖZ

Bu tezi hazırlamamda bana katkı sağlayan danışman Hocam Prof. Dr. Abdullah Bal'a, bir yandan çalışırken bir yandan yüksek lisans yapabilmem için bana çalışma esnekliği sağlayan SVS Telekom firmasına, bu süreç içerisinde sabır gösteren ve manevi desteklerini esirgemeyen aileme teşekkürü borç bilirim.

Mayıs, 2016

Muhammet Fatih OKUTAN

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
SİMGE LİSTESİ.....	vii
KISALTMA LİSTESİ.....	viii
ŞEKİL LİSTESİ.....	ix
ÇİZELGE LİSTESİ	xi
ÖZET	xii
ABSTRACT.....	xiv
BÖLÜM 1	
GİRİŞ.....	1
1.1 Literatür Özeti	1
1.2 Tezin Amacı	7
1.3 Hipotez	9
BÖLÜM 2	
SİSMİK DALGALAR VE TÜRLERİ	10
2.1 Sismik Dalgalar	10
2.2 Yüzey Dalgaları	11
2.3 Cisim Dalgaları.....	13
BÖLÜM 3	
HEDEF TESPİT SİSTEMİ	15
3.1 Sismik Hedef Tespit Sistemi	15
3.2 Sistem Bileşenleri	17
3.2.1 Sismik Sensör	17
3.2.2 Veri Toplama Ünitesi	20
3.2.3 Yazılım.....	22

BÖLÜM 4

SINIFLANDIRMA	24
4.1 Yöntem.....	24
4.2 Sinyal Önışleme.....	25
4.2.1 Aşıağı Örnekleme.....	26
4.2.2 DC Bileşenin Çıkarılması	27
4.2.3 Normalizasyon	28
4.2.4 Gürültü Giderme.....	28
4.2.4.1 Dalgacıklar	29
4.2.4.2 Dalgacık Gürültü Giderme	32
4.3 Öznitelik Seçimi.....	35
4.4 Öznitelik Çıkarma	36
4.4.1 Basıklık	37
4.4.2 Ritim.....	39
4.4.3 Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü.....	40
4.4.4 Wigner-Ville Dağılımı	41
4.4.5 Boyut İndirgeme	41
4.4.5.1 Temel Bileşen Analizi	42
4.4.5.2 Doğrusal Ayırma Analizi	45
4.4.5.3 Temel Bileşen Analizi'ne Karşı Doğrusal Ayırma Analizi	47
4.5 Sınıflandırma Yöntemleri	48
4.5.1 Destek Vektör Makineleri	48
4.5.2 Doğrusal Ayırma Analizi	50
4.5.3 Destek Vektör Veri Tanımlama	50

BÖLÜM 5

DENEYSEL ÇALIŞMALAR	53
5.1 Yöntem.....	53
5.2 Sismik İşaretin Kaydedilmesi.....	55
5.3 Gürültü Giderme	60
5.4 Öznitelik Çıkarma	61
5.5 Sınıflandırma	62
5.5.1 İnsan-At Sınıflandırma	63
5.5.2 İnsan-İnsan Sınıflandırma	64
5.5.3 Tekil-Çoğul İnsan Sınıflandırma	65

BÖLÜM 6

SONUÇ VE ÖNERİLER	67
KAYNAKLAR	69
ÖZGEÇMİŞ	73

SİMGE LİSTESİ

$h(t)$	Pencere fonksiyonu
Q	Çekirdek matrisi
μ_4	Dördüncü ortalama etrafındaki moment
$n(t)$	Gürültü fonksiyonu
W_ψ	Dalgacık dönüşümü
$\omega(t)$	Beyaz gürültü
$\omega(\tau)$	Kayan pencere fonksiyonu
σ	Standart sapma
$\sum_B$	Sınıflar arası dağılım matrisi
$\sum_w$	Sınıf içi dağılım matrisi

KISALTMA LİSTESİ

ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
BYS	Bağımsız Yer Sensörü
CWT	Continuous Wavelet Transform
DAA	Doğrusal Ayırma Analizi
DAQ	Data Acquisition
DSP	Digital Signal Processing
DWT	Discrete Wavelet Transform
IDWT	Inverse Discrete Wavelet Transform
IMU	Inertial Measurement Unit
kNN	k-Nearest Neighbor
KZFD	Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
LDA	Linear Discriminant Analysis
PCA	Principal Component Analysis
PSD	Power Spectral Density
SDD	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SNR	Signal To Noise Ratio
SPWVD	Smoothed-Pseudo Wigner-Ville Distribution
SSWCC	Spectral Statistics and Wavelet Coefficients Characterization
SVDD	Support Vector Data Description
SVM	Support Vector Machine
STFT	Short Time Fourier Transform
TADD	Ters Ayrık Dalgacık Dönüşümü
TBA	Temel Bileşenler Analizi
TF	Time-Frequency
UGS	Unattended Ground Sensor
WV	Wigner-Ville
ZF	Zaman-Frekans

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2. 1 Rayleigh dalgası.....	12
Şekil 2. 2 Love dalgası.....	12
Şekil 2. 3 P dalgası	13
Şekil 2. 4 S dalgası.....	14
Şekil 3. 1 Sismik hedef tespit sistemi	15
Şekil 3. 2 Hedef tespiti ve sınıflandırma [12].....	16
Şekil 3. 3 Jeofon sensör kesiti [37]	18
Şekil 3. 4 Düşey jeofon (4,5 Hz)	19
Şekil 3. 5 İvmeölçer [36]	20
Şekil 3. 6 Veri toplama sistemi	21
Şekil 3. 7 NI-9234 Veri toplama ünitesi [38]	22
Şekil 4. 1 Sınıflandırma aşamaları.....	25
Şekil 4. 2 DC bileşenin çıkarılması	28
Şekil 4. 3 Örnek dalgacık türleri.....	31
Şekil 4. 4 Dalgacık dönüşümünün uygulanması [12]	32
Şekil 4. 5 Dalgacık gürültü gidermenin işarete uygulanması	35
Şekil 4. 6 İnsan yürüyüşüne ait sismik işaretin kurtosis grafiği	38
Şekil 4. 7 Örnek veri noktaları	44
Şekil 4. 8 Düşey projeksiyon	44
Şekil 4. 9 Yatay projeksiyon	45
Şekil 4. 10 Doğrusal Ayırma Analizi (LDA)'nin Uygulanması [4]	47
Şekil 4. 11 PCA ve LDA'nın karşılaştırılması.....	48
Şekil 4. 12 SVM ile sınıflandırma [17].....	50
Şekil 5. 1 Sinyal işleme aşamaları ve yöntemler.....	54
Şekil 5. 2 Kayıt alma sistemi	56
Şekil 5. 3 Jeofonun kum zemine gömülmesi	56
Şekil 5. 4 At sensöre yakın mesafeden geçerken	57
Şekil 5. 5 Kum zemin üzerinde at yürüyüşüne ait sismik işaret	58
Şekil 5. 6 Kum zemin üzerinde yakınlaştırılmış at yürüyüşü	58
Şekil 5. 7 Sensöre yakın mesafede insan yürüyüşü	59
Şekil 5. 8 Kum zemin üzerinde insan yürüyüşü	59
Şekil 5. 9 Kum zemin üzerinde yakınlaştırılmış insan yürüyüşü	60
Şekil 5. 10 STFT grafiği.....	62

Şekil 5. 11	(a) At ve (b) insan yürüyüş adım sismik sinyalleri	64
Şekil 5. 12	İki farklı insan yürüyüş sismik sinyalleri	65
Şekil 5. 13	(a) 1 kişi (b) 3 kişi yürüyüş sismik sinyalleri	66

ÇİZELGE LİSTESİ

	Sayfa
Çizelge 5. 1 İnsan-at sınıflandırma sonuçları.....	63
Çizelge 5. 2 İnsan-insan sınıflandırma sonuçları	64
Çizelge 5. 3 Tekil-çoğul insan sınıflandırma sonuçları	66

SİSMİK SİNYAL İŞLEME TABANLI HEDEF TESPİTİ VE SINIFLANDIRMASI

Muhammet Fatih OKUTAN

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Abdullah BAL

Bu tez çalışması, insan yürüyüşünü sismik olarak tespit etmeyi, diğer varlıklardan ayırt etmeyi ve sınıflandırmayı amaçlamaktadır.

İnsan ve hayvan yürüyüşünün her adımı zemin içerisinde ilerleyen sismik bir dalga oluşturur. Sismik dalgalar jeofon ve ivmeölçer olarak adlandırılan sensörler ile elektriksel işarete dönüştürülürler. Bu elektriksel işaretler bir veri toplama ünitesi aracılığıyla bir bilgisayar ortamına veya bir gömülü sistem bilgisayarına iletilirler. Burada sismik imzayı oluşturan sinyallerin, spektral içerik, basıklık, ritim, dalgacık katsayıları ve güç spektral yoğunluğu gibi karakteristik özellikleri işaret işleme yöntemleri ile çıkarılır. Bu öznitelikler makine öğrenmesi teknikleri ile sınıflandırıcıya verilerek sistemin eğitilmesi sağlanır. Son aşamada test öznitelikleri sınıflandırmaya tabi tutularak sismik sinyalin bir insana ait olma ihtimali hesaplanır.

Burada yapılan çalışmada at ve insan yürüyüşüne ait sismik sinyaller jeofon sensörü ile kaydedilmiştir. Kaydedilen bu işaretler, gürültü giderme, normalizasyon, boyut indirgeme, DC bileşenin çıkarılması gibi ön işlemlerden geçirilmiştir. Bu aşamadan sonra STFT (Short Time Fourier Transform), basıklık (kurtosis) gibi yöntemler ile öznitelik vektörleri oluşturulmuştur. Bu öznitelikler, LDA (Linear Discriminant Analysis), SVM (Support Vector Machine) ve SVDD (Support Vector Data Description) yöntemleri ile oluşturulan sınıflandırıcıya sokulmuştur. Sistemin başarısını ölçmek için

sınıflandırıcıya test öznitelik vektörleri verilmiş ve sınıflandırma sonuçları değerlendirilmiştir.

Bir sınıfa ait örnek sayısının arttırılması ile sınıflandırma başarısının arttığı görülmüştür. Yapılan deneysel sonuçlarda en yüksek başarı STFT-LDA ikilisinde elde edilmiştir. Bu çalışma için SVM yöntemi ile elde edilen sonuçların LDA yöntemi ile elde edilen başarı sonuçlarına yakın olduğu görülmüştür.

Gürültülü ortam koşulları ve sismik sinyallerin durağan olmayan yapısından dolayı, zorlu bir problem olan sismik hedef tespiti, özellikle frekans tabanlı analizler ile çözülmesi mümkün hale gelmiş ve bu alanda yüksek başarı oranları elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Sismik, insan yürüyüşü, hedef tespiti, sınıflandırma, jeofon, ivmeölçer, boyut indirgeme, Rayleigh, Wigner-Ville dağılımı, Dalgacık dönüşümü, makine öğrenmesi

**TARGET DETECTION AND CLASSIFICATION
BASED ON SEISMIC SIGNAL PROCESSING**

Muhammet Fatih OKUTAN

Department of Electronics and Communications Engineering
MSc. Thesis

Adviser: Prof. Dr. Abdullah BAL

This thesis study aims to detect seismic human footstep, to distinguish them from other entities such as vehicle, animal and classify them.

Every human and animal footstep generates a seismic signal propagating through the earth. Seismic waves are converted to electrical signals via geophone or accelerometer sensors. These electrical signals are transmitted to a computer environment or an embedded system computer unit by means of a data acquisition unit. Such as spectral content, kurtosis, cadence, wavelet coefficients and power spectral density features of signals which constitute seismic signature are extracted using digital signal processing techniques. These features are fed to the classifier using machine learning techniques and system is trained. In final stage, classifying test features, probability of belonging of this signal to a human is calculated.

In this study, human and horse seismic signals are recorded via geophone. Signals recorded here are preprocessed with denoising, normalization, dimension reduction, removing DC component. In next step, the features are extracted based on STFT, kurtosis etc. methods. These features are fed to the classifier which is constructed with LDA, SVM, SVDD methods. Test features are fed to the classifier to measure the success rate of the system and classification results are evaluated.

When class instances are increased in a classifier system, it is observed that the success rate will increase. The best results were achieved with paired STFT-LDA in this experimental study. It is observed that success results with SVM one are close to the success results with LDA ones.

Although because noisy enviromental conditions and non-stationary seismic signal in nature, seismic target detection is a challenging problem, it can be possible to cope with especially with frequency based models, and high success rate is achieved in this study area.

Keywords: Seismic, human footstep, target detection, classification, geophone, accelerometer, dimension reduction, Rayleigh, Wigner-Ville distribution, Wavelet transform, machine learning

1.1 Literatür Özeti

Sismik sinyal tabanlı hedef tespiti için T. Eskikale ve T. Kara tarafından “Uzaktan İnsan Algılama ve Verilerin İşlenmesi” başlıklı çalışma ülkemizde yapılmış az sayıda çalışmalardan biridir. Bu çalışmada bir jeofon ve veri toplama kartı vasıtasıyla sismik sinyaller toplanmış, Matlab ortamında sinyal işleme işlemleri yapılarak yürüyüş adımlarının tespitine çalışılmıştır. Bu araştırmada hedef tespitine yönelik sadece sismik sensörler kullanılmıştır [1].

E. Özgündüz ve arkadaşları tarafından yapılmış “Akustik ve Sismik Sinyallerinden Araç Tanıma/Vehicle Identification using Acoustic and Seismic Signals” başlıklı çalışmada ses ve sismik sinyal özelliklerine göre Amfibi Zırhlı Hücum aracı ile Dragon Wagon araçlarını sınıflandıran bir sistem tasarlanmış ve gerçekleştirilmiştir. Sinyallerin karakteristik özelliklerini elde etmek için MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients – Mel Frekansı Cepstral Katsayıları) yöntemi kullanılmış, elde edilen öznelik vektörü kuantalama yöntemi ile indirgenerek sınıflandırmaya hazır hale getirilmiştir. Sınıflandırma işlemi için k-NN (k-Nearest Neighborhood – k-En Yakın Komşuluk) ve SVM (Support Vector Machines – Destek Vektör Makineleri) yöntemleri kullanılarak sınıflandırma başarıları değerlendirilmiştir [2].

T. Karaçay ve A. Ermiş, “İzinsiz Girişlerin Zemin Titreşimlerinin Ölçümü Ve Analizi İle Tespiti” başlıklı çalışmada titreşim analizi ile hedef tespiti ve tanımlaması yapılabileceğini ortaya koymuşlardır. Bu çalışmada hedef tespiti amacıyla insan

adımları sonucu oluşan sismik sinyaller incelenmiştir. Sismik sinyallerin ölçülebilmesi için bir deney düzeneği kurulmuş ve belirlenen ölçüm senaryoları dahilinde bir takım deneyler gerçekleştirilmiştir. Test sonuçları zaman, frekans ve zaman/frekans tanım bölgelerinde analiz edilmiştir. Dalgacık gürültü süzme yönteminin kullanılması ile sismik yöntemlerle tespiti dezavantajlarından biri olan gürültü probleminin çözülebileceği görülmüştür. Kullanılan analiz yöntemleri ile insan adımı karakteristiği çıkarılmış, yürüme ve koşma frekansları bulunmuş ve farklı yürüyüş stillerinde bir insanın oluşturduğu sismik sinyal bileşenleri tespit edilebilmiştir [3].

Asif Mehmood ve arkadaşları “Discrimination Of Bipedes From Quadrupeds Using Seismic Footstep Signatures” başlıklı çalışmada, sismik adım veri tabanını kullanarak Destek Vektör Makinaları (SVM) tabanlı sınıflandırma başarısını ortaya koymuşlardır. Karmaşık çevre koşulları ve sismik sinyallerin durağan olmayan doğasından dolayı, adım tespiti üstesinden gelinmesi çok zor bir problemdir. Dört ayaklı canlıların, insanlardan ayırt edilmesi üzerine yapılan daha önceki çalışmalar frekans tabanlı ritim modeline dayandırılmıştır. Fakat tek başına ritim tabanlı tespit, yüksek oranda yanlış alarmin oluşmasına sebep olmaktadır [4].

Sean Schumer “Analysis Of Human Footsteps Utilizing Multi-Axial Seismic Fusion” başlıklı çalışmada, yer sensör sistemlerinin insanları diğer sismik kaynaklardan ayıran sınıflandırma kabiliyetini arttıran bir yöntem ortaya koymuştur. Daha önce ritim analizi kullanılarak insan ve hayvanın sismik imzalarını tutarlı bir şekilde ayırt etmek için çalışmalar yapılmıştır. Burada yapılan çalışmalar, başarı oranını ve etkili sınıflandırma alanını geliştirerek bu metodolojinin de ötesine geçmeyi hedeflemiştir. Çoklu sismik eksenlerin gerçek zamanda füzyonu ile darbesel sismik aktiviteler çevresel gürültülerden süzölmüştür. Çalışmada önerilen yöntem, daha basit ritim belirleme algoritmaları ile karşılaştırıldığında, tespit alanını ve insan-hayvan sınıflandırmasını iyileştirir ve dış ortamdan kaynaklanan yanlış sınıflandırmaları azaltır [5].

Hyung O. Park, Alireza A. Dibazar, ve Theodore W. Berger “Cadence Analysis Of Temporal Gait Patterns For Seismic Discrimination Between Human And Quadruped Footsteps” başlıklı makalede, ucuz bir sensör kullanarak insan ve dört ayaklıları ayırt etmek için bir ritim analiz yöntemi sunmuşlardır. İnsan ve dört ayaklıların sismik tespiti

alanında yapılmış önceki çalışmalar ana yürüyüş frekansı üzerine dayandırılmıştır. Dört ayaklıların yavaş hareketleri insan yürüyüş adımları gibi aynı temel yürüyüş frekansına sahip sinyaller üretebilirler. Bu sebepten, sensör civarında yürüyen dört ayaklılar tespit sisteminin yanılmasına neden olabilirler. Çalışmada, adım darbelerinin zamansal dağılım bilgisini sağlayan, zamansal yürüyüş paterni ritim analizinin kullanımı önerilmiştir. Aynı zamanda, zaman eksenli yürüyüş paternlerinin çıkarılmasına dayalı etkin bir yöntem de sunulmuştur. Adım örneklerinden çıkarılan özellikler, Gaussian Mixture Model (GMMs) ideal sayısı ile modellenmiştir. At, köpek, çoklu insan yürüyüşü ve tek insan yürüyüşü/koşuşu arasında ayırım yapmak için yapılan test esnasındaki sistem performansı % 95 lerin üzerinde çıkmıştır [6].

Huai-Fei Xing, Fang Li ve Yu-Liang Liu “Wavelet Denoising And Feature Extraction Of Seismic Signal For Footstep Detection” başlıklı çalışmada, yere döşenmiş sismik sensör ağları ile hareket eden hedeflerin tespit edilebildiğini belirtmişlerdir. Adım tespiti güvenlik gözetimi ve diğer uygulamalar için çok önem arz etmektedir. Karmaşık çevre koşulları ve sismik sinyallerin değişken karakteristiklerinden dolayı, adım tespiti zorlu bir problem olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu problemleri çözmek için tek değerli ayrıştırmaya dayalı özgün bir dalgacık süzme yöntemi kullanılmıştır. Ham adım sinyalinin işaret/gürültü oranı (Signal-To-Noise Ratio, SNR) bu yöntem kullanılarak büyük ölçüde iyileştirilmiştir. Gürültü süzme işleminden sonra öznelilik çıkarma metodu da tartışılmıştır. Özellikle uzak mesafeli bir gözlemde, dalgacık enerjisi özneliliği, sismik adım tespitinde kurtosis statistik özneliliğine göre daha iyi sonuçlar vermektedir [7].

George Succi ve arkadaşları insan yürüyüşünün tespiti ve takibi üzerine yaptıkları “Footstep Detection and Tracking” başlıklı çalışmada, zeminde hareket eden kişilerin veya araçların ardışıl darbeler açığa çıkardığı ve bu zemin titreşimlerinin sismik dalgalar şeklinde kaynaktan uzaklaşarak yayıldığını belirtmişlerdir. Sismik dalgalar, özellikle hedefi akustik olarak tespit etmenin mümkün olmadığı durumlarda önemlidir. Yürüyüş adım sinyalleri, darbesel sismik imzalarından dolayı, araç veya rüzgar gürültüsü gibi diğer sismik kaynaklardan ayırt edilebilirler. Gürültülü ortamlarda dahi, basıklık (kurtosis) gibi sismik genlik dağılımının istatistiksel ölçüleri adımı tespit etmek için

kullanılabilir. Buradaki tespit yöntemleri tek bir jeofon ile dahi uygulanabilir. Sismik sinyal aynı zamanda hedefin yerini tespit etmek için kullanılabilecek bir vektör dalgadır. Bu şekilde bir yer tespiti yapabilmek için çok eksenli bir ölçüm sistemi kullanmak gerekir. Çoklu kaynaklar açısız olarak ayrılırsa, yürüyen kişi sayısını tahmin etmek de mümkün olabilir [8].

Thyagaraju Damarla ve arkadaşlarının yaptığı “On the Detection of Footsteps Based on Acoustic and Seismic Sensing” başlıklı çalışmada, ikili hipotez test problemleri için, farklı fakat istatistiksel olarak ilişkili sinyalleri entegre etme yaklaşımları için ilişkisel tabanlı ana çerçeve sunulmuştur. Bunlar, sismik ve akustik sensörlerden gelen yürüyüş sinyallerini kullanarak, özellikle insan varlığını tespit etme problemi üzerine kafa yormuşlardır. Bir olasılık katsayı testi ortaya koymak için, kanonik korelasyon analizi ve olasılık teorisine dayalı bir yaklaşım kullanılmıştır [9].

Lindamae Peck ve James Lacombe “Seismic-Based Personnel Detection” başlıklı çalışmada, geleneksel olmayan uygulamalarda sismik tabanlı kişi tespitinin fizibilitesini yapmışlardır. Yaya ve araç hareketini gösteren saha verisi kullanılarak, yürüyüş adımları ile oluşan zemin hareketlerine özgü bir tespit algoritması test edilmiştir. Ticari sistemlerde olduğundan daha geniş bir tespit alanına ulaşılmış ve insan yürüyüşü araçların ürettiği zemin titreşimlerinden ayırt edilmiştir. Bu çalışmada, algoritma performansının detayları, personel tespit sisteminin geliştirilmesindeki ilerleme, sismik kirliliğin bulunduğu ortamlardaki kullanım yöntemleri, güvenlik düzenlemelerinde sismik personel tespitini içeren yerleşim düzeni bilgileri de verilmiştir [10].

Kenneth M. Houston ve Daniel P. McGaffigan “Spectrum Analysis Techniques for Personnel Detection Using Seismic Sensors” başlıklı çalışmada, personel tespiti için kullanılan sismik sensörler için tespit alanının genişletilmesi ve yanlış alarm performansının artırılması için genel bir ihtiyacın var olduğunu bildirmişlerdir. Bu bildiride yeni bir adım tespit algoritması geliştirilmiş ve bu algoritma Aralık 2000’de Aberden Deney Sahası’nda (Aberden Proving Ground, APG) toplanan sismik yürüyüş verileri üzerinde uygulanmıştır. Başlangıç odak noktası başarılı bir tespit alanının değerlendirilmesidir. Adım tespitinde geleneksel yaklaşım, her bir adım darbesine karşılık gelen geçişlerin tespit edilmesidir. Bu yöntem hataya açık bir yaklaşımdır. İnsan

hareketlerine ait olmayan, birçok gerçek ortam sinyali, insan yürüyüş adımı sinyali geçişlerine benzerdir. Bu yüzden geçiş tabanlı adım tespiti yüksek miktarda yanlış alarm oranları kaçınılmazdır veya hassas olmayacaktır. Bunun yerine, zarfı alınmış sismik sinyaller üzerinde spektrum analizin kullanımı değerlendirilmiş ve sadece insan yürüyüşünün tespiti için değil, aynı zamanda diğer sismik kaynak türlerinden ayırmak için oldukça ümit verici genel bir yöntem bulunmuştur. Özellikle, yürüyüş şekli ve buna karşılık gelen imzalar, davetsiz insan misafirlerinin ve hayvanların ayırt edilmesine yardımcı olabilir. APG veri setinde, normal yürüyüş için ortalama 64 metrelik tespit menzili ($P_d=50\%$) gözlemlenmiştir. Daha önce rapor edilen verilere göre önemli ölçüde gelişim sağlanmıştır. Koşma için, ortalama 84 metrelik tespit mesafeleri gözlemlenmiştir. Fakat, emekleyerek yada sürünerek, gizlice yapılan ilerlemeler ciddi bir problem olarak durmaktadır. Kısa mesafelerde dahi (10 metre), bazı durumlarda tespit oranı % 50'nin altına düşmektedir. Gelecek çalışmalarda, jeolojik ve çevresel koşulları kapsayan ek veri setleri elde edilmeli ve analiz edilmelidir. Tespit algoritmalarında, hareket istikametinin tahmini ve davetsiz misafir sayısının tespitini içeren geliştirmeler mümkündür [11].

Yuxin Tian, 2001 yılında yapmış olduğu "Target Detection and Classification Using Seismic Signal Processing in Unattended Ground Sensor Systems" başlıklı yüksek lisans tezinde, bağımsız yer sensörü (BYS) sistemlerinde hedef tespiti ve sınıflandırması problemi üzerine çalışmıştır. Hedef kimliklendirme işleminde karşılaşılan en büyük problemlerden biri tutarlı ve belirli bir araç tipine özel etkin öznelik vektörünün tasarımıdır. BYS sistemleri araç çeşidini tespit etmek ve sınıflandırmak için kullanılmıştır. Bu sistemlerde akustik ve sismik işaretler en popüler olarak kullanılan kaynaklardır. Bu tez, sismik işaretleri kullanarak hedef tespiti ve sınıflandırması yapan tekniklerdeki güncel gelişmeleri incelemiştir. Bu çalışmaya bağlı olarak, yeni bir öznelik algoritması olan Spektral İstatistik ve Dalgacık Katsayıları Karakterizasyonu (Spectral Statistics and Wavelet Coefficients Characterization, SSWCC) önerilmiştir. Bu algoritma, spektrum, güç spektral yoğunluğu (Power Spectral Density, PSD) ve sinyallerin dalgacık katsayılarından çıkarılan etkin bir öznelik vektörü elde eder.

Sınıflandırmayı uygulamak için minimum uzaklık sınıflandırıcı ve k en yakın komşu (k-Nearest Neighbor, kNN) sınıflandırıcı kullanılmıştır. Deneysel sonuçlar, SSWCC'nin hedef kimliklendirme için etkin bir öznitelik seti sağladığını göstermiştir. Sonuç başarı performansı %90 seviyelerine ulaşabilmektedir [12].

Alex Pakhomov ve arkadaşları farklı sinyal-gürültü oranları için sismik adımların karakterize edilmesi üzerine çalışmışlardır. Yürüyen bir kişi ve sismik sensör arasındaki farklı mesafeler için, adım sinyalleri spektrumu analiz edilmiştir. Farklı çevresel ve modellenmiş gürültüler altında gerçek yürüyüş adım sinyallerinin kurtosisi araştırılmıştır. Birden çok ayırık jeofondan toplanan sismik sinyallerin bileşke sonuçları rapor edilmiştir. Elde edilen sismik sinyaller toplamının spektrumu tek bir sensörden elde edilenden daha geniştir. Sismik sinyaller toplamının pik noktası, tek bir sensörden elde edilen adım sinyalinden daha büyüktür. Genel olarak sismik sinyallerin toplamından gürültüyü filtrelemek daha zordur. Pakhomov ve arkadaşları, spektrum teknolojisi ve sinyal-gürültü oranının istatistiksel karakteristikleri gibi geleneksel yaklaşımların güvenli bir adım tespit sistemi için uygulanabilir olmadığını göstermişlerdir [13].

Göksel Biricik, "Comparing the impacts of dimension reduction methods that use class labels on text classification" başlıklı çalışmada, boyut indirgeme yöntemleri üzerine çalışmalar yapmıştır. Farklı özniteliklere sahip örnekleri içeren veri kümelerinin sınıflandırılması zaman ve uzayda maliyeti yüksek bir işlem olarak bilinir. Bu problemin üstesinden gelmek için, öznitelik seçimi ve öznitelik çıkarma gibi boyut indirgeme teknikleri önerilmiştir. Bu makalede, öznitelik çıkarma yöntemlerinin etkileri ve sınıflandırma performansında boyut indirgeme için sınıf etiketlerini kullanan diğer popüler teknikler karşılaştırılmıştır. Değerlendirme amacı ile, yüksek boyutlu örneklerle sahip standart iki metin veri seti kullanılmıştır. Seçilen yöntemlerin etkileri seçilen veri setlerine uygulanarak performans açısından ve farklı tasarım yaklaşımları ile beş farklı sınıflandırıcıda test edilerek karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, boyut indirgeme için soyut öznitelik çıkarma yönteminin, seçilen diğer yöntemler ile karşılaştırıldığında çok daha iyi sınıflandırma performansı ürettiğini göstermiştir [14].

Xin Jin ve arkadaşları, “Symbolic Dynamic Filtering of Seismic Sensors for Target Detection and Classification” başlıklı çalışma ile, gürültülü sensör zaman serisinden, gömülü bilginin çıkarılarak, veri güdümlü örüntü sınıflandırmanın sembolik dinamik tabanlı yöntemini ortaya koymuşlardır. Önerilen yöntemde, sensör verisinin dalgacık dönüşümleri sembol dizisi oluşturmak için bölütlendirilir. Daha sonra, sembol dizilerinden olası sonlu durum makinesi (probabilistic finite state automata, PFSA) oluşturularak anlamlı bilgi çıkarılır. Örüntüler her bir PFSA’dan elde edilir ve sonra hedef sınıflandırmada karar vermek için sınıflandırılır. Önerilen yöntem, insan, hafif araç ve hayvanların sızmalarını monitör etmede, sismik sensörlerden alınan saha verisi ile doğrulanmıştır. Örüntü sınıflandırmanın sonuçları, sistemin hedef tespitinde düşük yanlış alarm ve hedefi kaçırma oranı ve yüksek oranda doğru hedef tespiti yaptığını göstermiştir [15].

1.2 Tezin Amacı

Bağımsız yer sensörleri (BYS), İngilizce Unattended Ground Sensor (UGS), zemine yerleştirilen, uzak hedeflerdeki sensör verilerini otomatik olarak toplayıp yorumladıktan sonra bunları daha yüksek seviyeli bir işleme merkezine transfer eden cihazlardır. Burada hedef, bir hava aracı, bir kara aracı, bir insan veya bir silah olabilir. BYS’ye basit bir örnek olarak, otomatik akustik sinyal işlemcisi ile donatılmış bir mikrofon sensörü ve bir uzaktan ölçüm sistemi verilebilir. Böyle bir akustik BYS, havada uçan bir uçağın sesini tespit edip bildirebilir. Bir BYS, insan etkileşimi olmaksızın hedefin ürettiği sinyali monitör etmek için her zaman hedefe yakın yere konuşlandırılır. Şu ana kadar BYS sistemleri, endüstriyel izlemeden askeri bilgi toplamaya kadar birçok farklı uygulamada kullanılmıştır.

Ticari sensörler ve sayısal işaret işleme (Digital Signal Processing, DSP) tekniklerindeki son gelişmeler, BYS sistemlerinin gelişimini, gerçek zamanlı yer hedef tespiti, sınıflandırma, konumlandırma ve izlemede kullanmak için teşvik etmiştir. Savaş alanında dağıtık sensör ağı kullanarak, BYS sistemleri bir yer hedefinin varlığını tespit edebilir, hedefin türünü sınıflandırabilir ve askerler için alarm durumu oluşturabilirler. BYS sistemlerinde tipik olarak akustik ve sismik sensörler kullanılır.

Bir sismik sensör, zemin üzerinde var olan hedefe ait titreşim bileşenleri sonucu ortaya çıkan sismik işaret kaynaklarını tespit etmek, tanımak ve konumunu belirlemek için kullanılır. Hedeften çıkan sismik oluşumlar sismik dalgalar olarak yayılırlar ve yer sensör sisteminde sismik dönüştürücüye (jeofon vb.) çarparlar. Daha sonra sismik dönüştürücü, yer titreşim hızı ile doğru orantılı olarak voltaj üretir. Rüzgar gürültüsü ve doğal gürültüler de sismik yer sensörlerinin performansını etkilerler. Rüzgar, sismik sensöre yakın yerde zemine çarptığında, zemin hareketi sismik sensörlere aktarılacaktır ve neticede sismik sensör arka plan gürültüsü oluşacaktır. Dönüştürücünün mümkün olduğunca derine gömülmesi rüzgar gürültüsünü önemli ölçüde azaltabilir [12].

Sismik sensörler dış ortama sinyal yaymadıklarından pasif sensörler olarak nitelendirilirler. Pil beslemeli sismik sensör sistemleri uzun süre arazi koşullarında tek başlarına çalışabilirler. Bazı ortam koşullarında hedef nesnenin yürüyüşüne ait akustik sinyaller uzak mesafelerden alınamazlar. Bu durumda akustik olarak tespit edilemeyen hedefler sismik yöntemler ile tespit edilebilirler. Sismik sensörler özellikle deprem araştırmalarında, zemin etüdünde ve güvenlik uygulamalarında kullanılmaktadır. Bu sensörler aynı zamanda stratejik öneme sahip alanların izlenmesi ve güvenliğinin sağlanması için kullanılmaktadır. Sismik sensörler askeri amaçlı sınır güvenliği uygulamalarında da kullanılmaktadır. Sismik sistemler ile hedef tespiti gürültülü ortam koşullarında çözümü zor bir problem olmasına rağmen, bahsedilen avantajlarından dolayı güvenlik uygulamalarında alternatif olarak görülmektedir. Burada yapılan çalışma, bir ortamda insan yürüyüşünü tespit etmek ve diğer varlıklardan ayırt etmek amacı ile otonom hedef tespitine yönelik yapılmış bir araştırmadır. Bunun haricinde, hedef tespit sisteminde, bir insan operatörünün olması durumunda dahi, yapılan sinyal işleme, tespitin operatör açısından daha kolay ve minimum hata ile yapılmasını sağlamaktadır. Bu çalışma, kapsamı genişletilerek, yürüyüşten kimlik tespiti, kişi sayısı tespiti, yer tespiti, motor arıza tespiti uygulamalarına uyarlanabilir. Bu alanda yayınlanmış birçok akademik çalışma bulunmasına rağmen sismik sensörlerin kullanıldığı güvenlik uygulamalarına ender rastlanır. Bu açıdan burada yapılan çalışmanın bilim dünyasına katkıda bulunmasını ve farklı çalışma alanlarına ışık tutmasını ümit ediyoruz.

1.3 Hipotez

İnsan yürüyüşünün her adımında zeminde bir titreşim oluşur. Bu titreşimler farklı eksenlerde farklı şekillerde yayılırlar. Bu dalgaların büyük bir kısmını yere paralel olarak ilerleyen Rayleigh dalgaları oluşturur. Rayleigh dalgaları insan yürüyüşünde açığa çıkan dalgaların yaklaşık %70' ini oluşturur. Bu dalgalar yürüyen nesnenin türüne göre farklı karakteristik özellikler göstermektedir. İşaret işlemede öznitelik çıkarma yöntemi ile öznitelikler çıkarılır. Bu öznitelikler makina öğrenmesinde sınıflandırma teknikleri ile öğrenmeye tabi tutularak sistemin bu varlığı öğrenmesi sağlanır. Bu sayede tespit edilmek istenen hedefin varlığı ve türü yine makina öğrenmesi teknikleri ile tahmin edilir. Bu alanda yapılmış çalışmalarda %90'ların üzerinde başarıların elde edildiği belirtilmektedir. Bu çalışmada farklı öznitelikler ve farklı sınıflandırma teknikleri ile hedefin tespit edilme başarıları ortaya konacak ve karşılaştırılacaktır.

SİSMİK DALGALAR VE TÜRLERİ

2.1 Sismik Dalgalar

Sismik dalgalar, zemindeki titreşimlerin oluşturduğu, zemin boyunca farklı doğrultularda ilerleyen dalgalardır. Deprem gibi doğa olayları, insan, hayvan, araç gibi nesnelerin yer yüzeyindeki hareketleri ve zemin titreşimine sebep olan diğer etkenler sismik dalgaları oluştururlar. Sismik dalgalar ile ilgili bilimsel çalışmalar deprem araştırmaları kadar eskidir. Sismik dalgalar çoğunlukla deprem araştırmalarında kullanılırken, insan/araç tanıma gibi uygulamalarda da yer bulmaktadır.

Sismik dalgalar yüzey dalgaları ve cisim dalgaları olmak üzere iki ana kategoriye ayrılır. Rayleigh ve Love olarak adlandırılan yüzey dalgaları zemin yüzeyine yakın ve paralel, iki farklı ortam olan atmosfer ile dünya arasında yeryüzeyinde iki yönde ilerlerken, P ve S olarak adlandırılan cisim dalgaları ise daha yüksek hızda zemin içine doğru, farklı formlarda ve üç yönde yayılırlar.

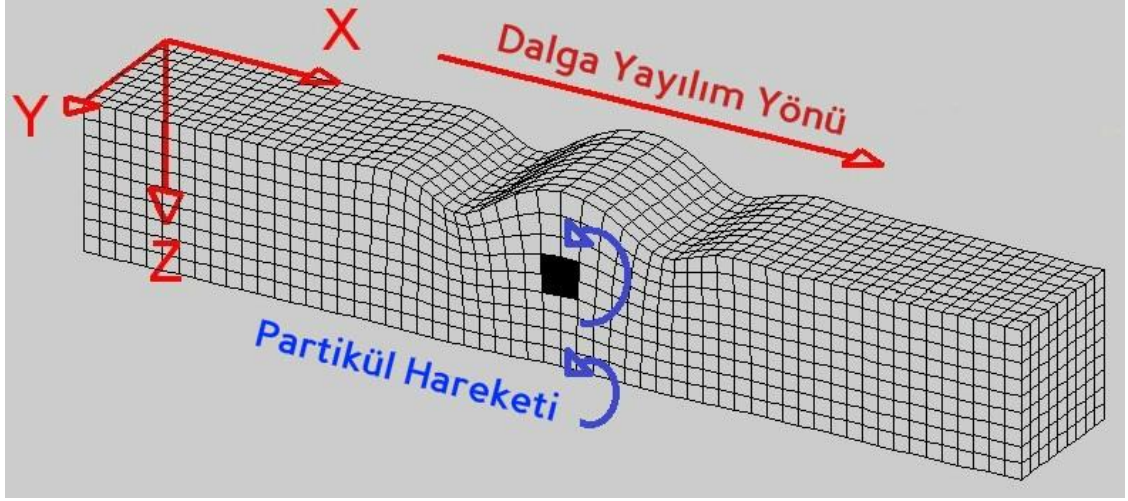
Sismik dalga araştırmaları, deprem, patlama, insan hareketi gibi sismik hareketliliğe sebep olan titreşimler, eğer yüzeye yakın oluşursa, sismik enerjinin büyük bir kısmının yüzeye yakın yayılarak yüzey dalgası olarak iletildiğini göstermiştir. Sismik hareketlilik sonucu açığa çıkan enerjinin %70'i Rayleigh dalgası olarak, kalan %30'u yeryüzeyi derinliğine doğru cisim dalgası olarak iletilirler. Bu nedenden, insan ve araç tanıma amaçlı sismik çalışmalarda çoğunlukla yüzey dalgaları ve özellikle de Rayleigh dalgaları kullanılır.

2.2 Yüzey Dalgaları

Yüzey dalgaları, serbest yüzeyli ortamda üretilen, serbest yüzeye paralel olarak ilerleyen ve genlikleri yüzeyden uzaklaştıkça azalan dalgalar olarak tanımlanır. Yüzey dalgaları, cisim dalgalarının serbest yüzeye çarpması ile oluşurlar. Yüzey dalgaları cisim dalgaları ile karşılaştırıldığında daha düşük hıza sahiptirler ve üç yönde değil iki yönde ilerlerler. Bu dalgalar yüzeyde ilerlediklerinden, genlikleri mesafeye bağlı olarak daha yavaş azalır. Yüzey dalgalarının P ve S cisim dalgaları gibi kısa dalgalar olmadığı fakat zaman ve uzayda yayıldıkları görülür. Yüzey dalgalarının hızları, dalga periyodu ve dalga uzunluklarının bir fonksiyonudur. Rayleigh ve Love olmak üzere iki tip yüzey dalgası vardır.

Rayleigh dalgaları su yüzeyinde ilerleyen dalgalara benzer şekilde yer yüzeyinde ilerleyen eliptik hareket yapan dalgalarlardır. Rayleigh dalgaları dikey ve yatay bileşenlere sahip zikzak hareketleri çizerler. Bu yüzden bu dalgalar yeryüzeyinde ilerlerken aynı zamanda yayılım ortamındaki cisimleri yuvarlama eğilimindedir. Rayleigh dalgaları deprem türlerinin bir kısmında açığa çıkan dalga enerjisinin büyük kısmını oluştururlar. Rayleigh dalgaları aynı zamanda sismik insan yürüyüşü araştırmalarında da odak noktasıdır. Bunun sebebi insan yürüyüşünün açığa çıkardığı sismik enerjinin büyük kısmını Rayleigh dalgalarının oluşturmasıdır.

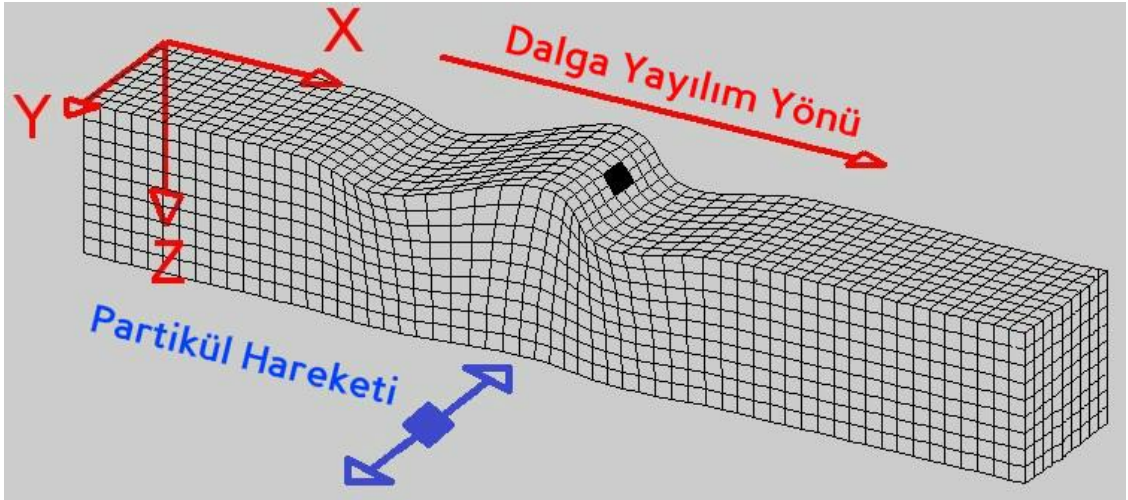
Rayleigh dalgasının varlığı 1885 yılında Lord Rayleigh tarafından ortaya atılmıştır. Zeminde ilerleyen bir Rayleigh dalgası Şekil 2.1’de gösterilmiştir. Zemin yüzeyine yakın ilerleyen Rayleigh dalgası X yönünde ilerlerken aynı zamanda X-Z ekseninde bir yuvarlanma hareketi yapmaktadır. Bu hareketi, dünya güneşin etrafında dönerken kendi eksenini etrafında dönmeye benzetebiliriz. Rayleigh dalgası bir yüzey dalgası olduğu için yüzeye yakın parçacıklar daha fazla titreşime maruz kalırken, daha derinlere inildikçe bu etki azalmakta ve belli bir noktadan sonra sönümlenmektedir. Sönümlenme yatay ekseninde de gerçekleşir fakat Rayleigh dalgaları yatay ekseninde zemin türüne bağlı olarak çok daha uzak mesafelere ulaşabilirler.



Şekil 2. 1 Rayleigh dalgası

Yüzey dalgası hareketlerinin ikincisi olan Love dalgası yer yüzeyinde ilerlerken aynı zamanda bir kılavuz içerisinde sınırlandırılmış gibi sağa-sola hareket ederek ilerlerler. Love dalgaları Rayleigh dalgalarının tersine düşey olarak hareket etmezler. Yatay ekseninde hareket ederler. Love dalgaları en yüksek hıza sahip yüzey dalgalarıdır. Şekil 2.2’de Love dalgası yüzeye yakın X ekseninde ilerlerken aynı zamanda Y ekseninde zikzak çizmektedir.

Love dalgası ismini Augustus Edward Hough Love’dan almıştır.



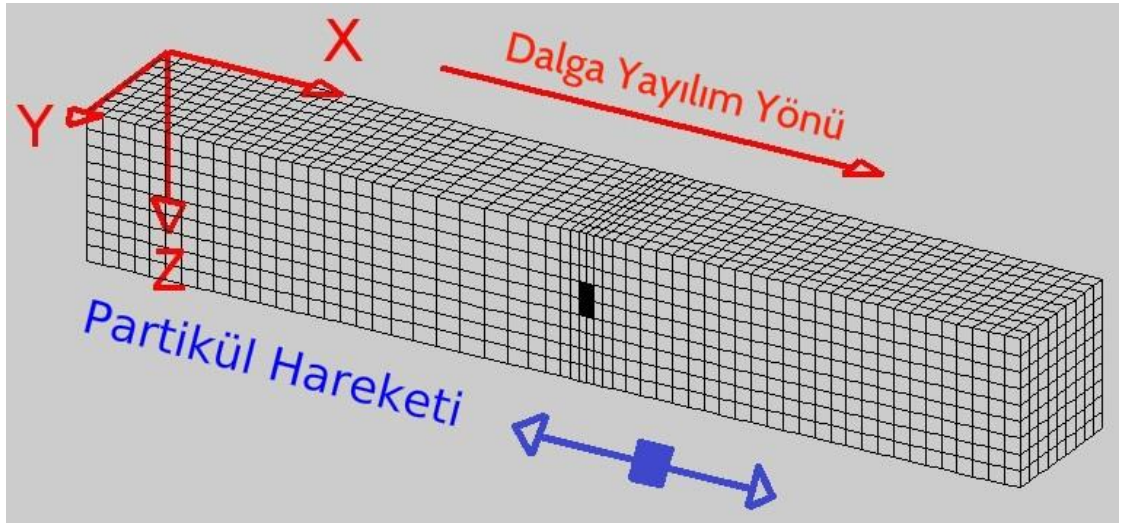
Şekil 2. 2 Love dalgası

2.3 Cisim Dalgaları

Cisim dalgaları yüzey dalgalarının aksine yeryüzü içerisine doğru ilerleyen dalgalardır. Cisim dalgaları yüzey dalgalarından daha yüksek frekanslara sahiptir. Birincil dalgalar veya basınç dalgaları (P-waves, pressure waves) ve ikincil dalgalar veya kesme dalgaları (S-waves, shear waves) olmak üzere iki tip cisim dalgası vardır.

Cisim dalgasının birincisi olan P dalgası en hızlı sismik dalga türüdür. Bu nedenle gideceği yere ilk ulaşan dalgadır. P dalgaları çekme ve itme işlemi yaptıkları için sıkıştırma dalgaları olarak ta anılırlar. Bu dalgalar kaya gibi sert katmanlarda ve su gibi yeryüzünün sıvı katmanları içerisinde ilerleyebilirler. Yüksek enerjiye sahip P dalgaları havayı çekip iten ses dalgaları gibi kaya parçalarını çekip itebilirler.

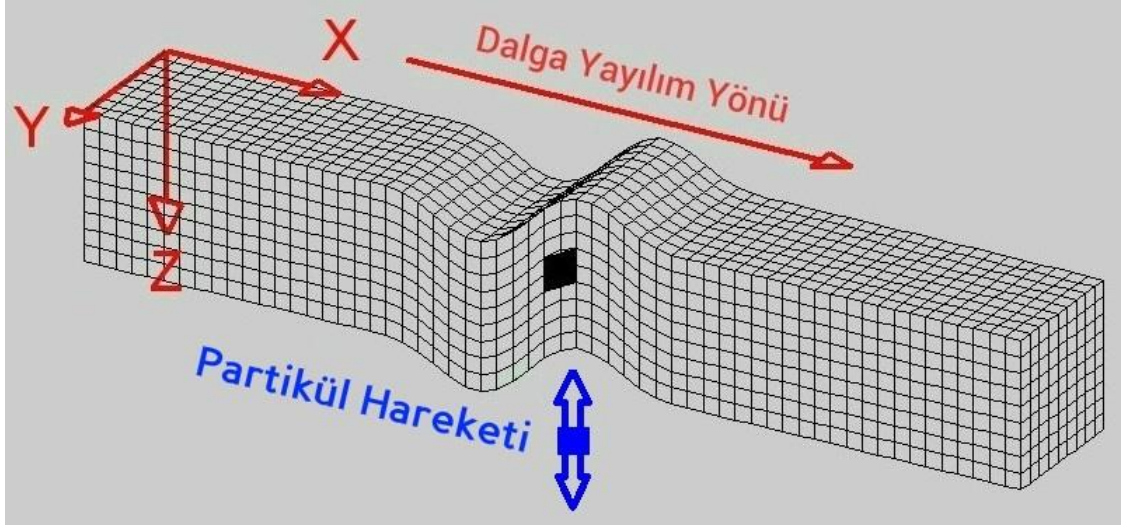
Şekil 2.3'te görüldüğü üzere X ekseninde ilerleyen P dalgası, zemine aynı eksende ileri-geri hareketi yaptırarak parçacıklar üzerinde sıkıştırma ve genişletmeye sebep olmaktadır. P dalgasında Y ve Z eksenlerinde hareket yoktur.



Şekil 2. 3 P dalgası

Cisim dalgasının ikincisi olan kesme veya ikincil olarak anılan S dalgası sadece katı materyal içerisinde ilerleyebilirler. Sismologlar S dalgalarının bu özelliğinden faydalanarak dünyanın dış çekirdeğinin (outer core) sıvı olduğu sonucuna varmışlardır. S dalgaları P dalgalarından daha yavaştır. Bu dalgalar yere paralel olarak ilerlerken aynı zamanda titreşime maruz kalan parçacıkları yukarı aşağı hareket ettirirler.

Şekil 2.4'te S dalgasının yayılımı gösterilmiştir. S dalgası X yönünde yol alırken, zemin içerisindeki parçacıkların Z ekseninde yukarı aşağı-aşağı hareket ettiği görülmektedir.



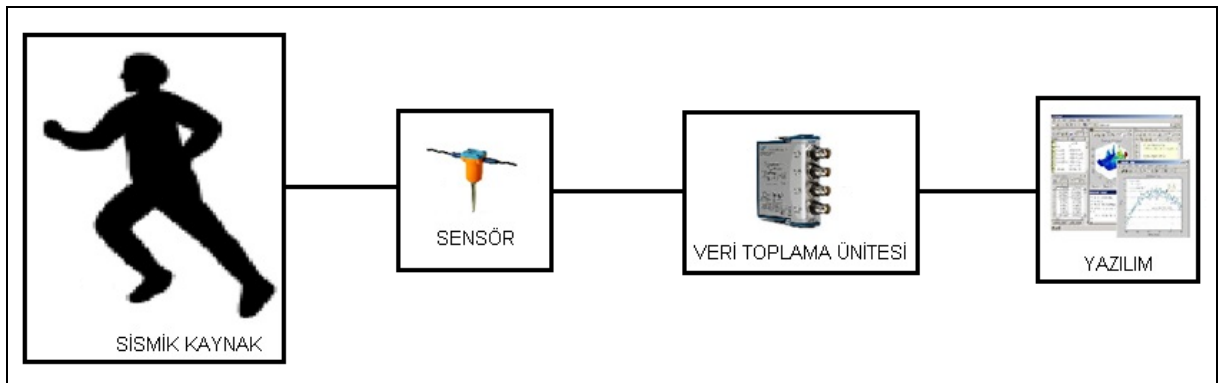
Şekil 2. 4 S dalgası

Sismik dalga araştırmaları göstermiştir ki; deprem, patlama, zemindeki araç ve insan hareketleri yeryüzeyinde sismik dalgaların açığa çıkmasına sebep olmaktadır. Bu dalgaların büyük bir kısmı Rayleigh dalgası olarak açığa çıkmaktadır. Bu sebeple sismik araç ve insan tanımada Rayleigh dalgaları kullanılmaktadır.

HEDEF TESPİT SİSTEMİ

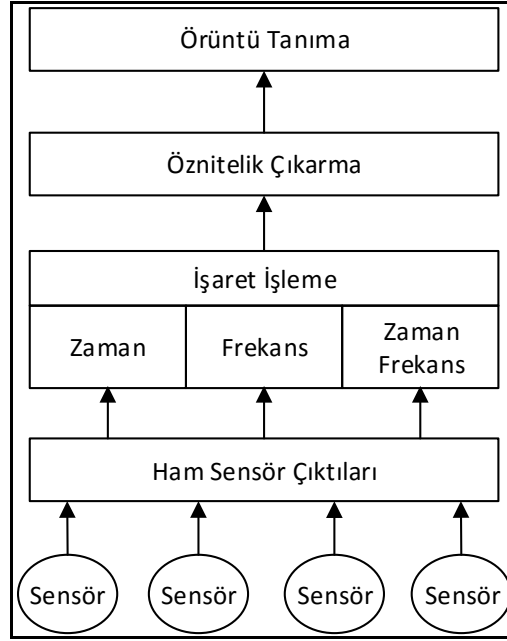
3.1 Sismik Hedef Tespit Sistemi

Sismik dalgalar jeofon ve ivmeölçer olarak adlandırılan sensörler sayesinde elektriksel işarete dönüştürülürler. Bu elektriksel işaretler bir veri toplama ünitesi aracılığıyla bir bilgisayar ortamına veya bir gömülü sistem birimine iletilirler. Burada sismik imzayı oluşturan sinyallerin spektral içerik, basıklık, ritim gibi öznitelikleri sayısal işaret işleme yöntemleri ile hesaplanır. Bu öznitelikler kullanılarak sınıflandırma yapılır. Bu sınıflandırmaya bağlı olarak, alınan sismik sinyalin bir insana ait olma ihtimali hesaplanır. Şekil 3.1’de sismik sinyalin elde edilmesinde kullanılan temel bileşenler görülmektedir. Burada sismik kaynak insan, hayvan ve araç olabilir. Bu çalışmada insanı tespit etmek ve diğer varlıklardan ayırt etmek amaçlanmıştır.



Şekil 3. 1 Sismik hedef tespit sistemi

Hedef tespiti ve sınıflandırma problemlerinde genellikle Şekil 3.2’de görülen aynı ana çatı kullanılır.



Şekil 3. 2 Hedef tespiti ve sınıflandırma [12]

İşlenmemiş sensör çıktıları öncelikle frekans domeni ve zaman domeni gibi farklı işleme domenlerinde işlenirler. Daha sonra işaretin öznitelikleri çıkarılır. Bu öznitelikler, farklı sınıf türlerini gösterebilir. Çıkarılan özniteliklere bağlı olarak, bu nesneleri sınıflandırmak için örüntü tanıma teknikleri kullanılır. Nesne kimliklendirme işleminde karşılaşılan en büyük problemlerden biri tutarlı ve belirli bir nesne tipine özel etkin öznitelik vektörünün nasıl seçileceği veya çıkarılacağıdır.

Akustik sistemlere göre avantajlı olan sismik sensörler ile hedef tespiti ve sınıflandırmasında, sismik işaretler zemin içerisinde ilerlediğinden açık hava koşullarına daha az duyarlıdır. Akustik nesne tanıma, Doppler etkilerinden, aracın hareket eden çeşitli parçalarından çıkan gürültülerden, atmosferik ve zemin değişimlerinden, akustik sensörlerin maruz kaldığı rüzgar etkilerinden, zemin ve tekerlek veya palet arasındaki sürtünmeden, hava ve çevresel etkiler ve yankılardan etkilenir. Diğer taraftan sismik dalga yayılımı zeminin jeolojik yapısına bağlıdır. Sismik yayılım, sıkıştırma dalgası (compression wave), kesme dalgası (shear wave), yüzey dalgası (surface wave), yansıyan dalga ve kırılan dalgaları içerir. Bu dalgalar farklı yön ve 200 m/s'den (gevşek zeminde yüzey dalgası) 4000 m/s'ye (sert kaya zeminde sıkıştırma dalgası) kadar farklı yayılım hızlarına sahiptir. Bu sebepten sismik dalganın analizi daha karmaşıktır. Sismik

yer sensörlerindeki diğer bir etki frekansa bağlı ve menzile bağlı yayılım etkileridir. Sismik emilim, saçılım ve küresel yayılım, menzil ve frekansın her ikisinde de artışa sebep olurken sinyal genliğinin düşüşüne neden olurlar. Bu etkiler büyük oranda jeolojik ortama, çalışma bant genişliğine ve gereken tespit menziline bağlıdır [12].

Hedef tespitinde tespit mesafesi kullanılan sensöre ve zemine göre değişebilmektedir. Bunun yanında sismik sinyalin kaydedilmesinden sonra işarete uygulanan gürültü giderme, filtreleme, boyut indirgeme işlemleri de sonucu etkileyen faktörlerdir.

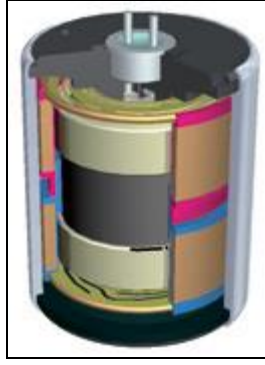
3.2 Sistem Bileşenleri

Sismik hedef tespit sistemi, sensör, veri toplama ünitesi ve işaret işleme yazılımı olmak üzere 3 ana bileşenden oluşmaktadır.

3.2.1 Sismik Sensör

Sismik işaretin kaydedilmesi için jeofon (geophone) ve ivmeölçer (accelerometer) olarak adlandırılan sensörler kullanılır. Bu sensörler kütleye uygulanan hız veya ivme değerlerini ölçen cihazlardır. Jeofon ve ivmeölçer farklı zeminlerde farklı karakteristik özellikler gösterebilen sensörlerdir. Ortam koşullarına göre birbirlerine göre avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Bu çalışmada sismik işaretin kaydedilmesi için jeofon sensörü kullanılmıştır.

Jeofon, yer titreşimlerini elektriksel gerilime dönüştüren cihazlardır. Jeofon terimi yerküre anlamındaki “geo” ve ses anlamındaki “phone” sözcüklerinden oluşmuştur. Jeofonlar pasif analog cihazlardır ve elektrik sinyali üretmek için spiral tel içerisinde hareket eden yay mekanizmalı manyetik bir malzemeden oluşurlar. Bunun dışında mikroeletromekanik (MEMS) teknolojisini kullanan jeofonlar da bulunmaktadır. Bobin/mıknatıs jeofonların cevabı zemin titreşim hızı ile orantılı iken, MEMS jeofonlar ivmeye oransal tepki verirler. MEMS’ler jeofonlardan daha yüksek gürültü seviyesine sahiptirler ve sadece güçlü yer hareketlerinde veya aktif sismik uygulamalarda kullanılırlar. Şekil 3.3’te örnek bir jeofona ait kesit görüntü verilmiştir.



Şekil 3. 3 Jeofon sensör kesiti [37]

Bir jeofonun frekans cevabı, köşe frekansı (tipik 10 Hz) ve sönümlenme değeri (tipik 0.7) ile belirlenen harmonik osilatördür. Köşe frekansı hareket eden cismin ters kökü ile orantılı olduğuna göre, düşük köşe frekanslı (<1Hz) jeofonlar uygulanabilir değildir. Köşe frekansını daha yüksek gürültü ve maliyetler ile elektronik olarak düşürmek mümkündür.

Yeryüzü içerisinde ilerleyen dalgalar üç boyutlu bir yapıya sahip iken, jeofonlar çoğunlukla tek boyuta cevap verecek şekilde sınırlandırılırlar. Fakat bazı uygulamalar tüm dalgaların kullanılmasını gerektirir ve üç-bileşenli jeofonlar kullanılır. Analog cihazlarda üç adet hareket eden bobin tek bir kasa içerisine birbirlerine dik açılı şekilde yerleştirilirler.

Jeofonlar ağırlıklı olarak yansıma sismolojisinde yeraltı tabakalarından yansıyan enerji dalgalarının kaydı için kullanılır. Bu durumda odak noktası yeryüzeyinin düşey hareketidir. Fakat tüm dalgalar yukarı yönde hareket etmezler. Ground-roll veya Rayleigh olarak ta bilinen yatay olarak iletilen güçlü dalgalar, daha zayıf düşey dalgaları sönümleyebilecek düşey hareketler oluştururlar.

Jeofonlar çoğunlukla deprem araştırmalarında ve zemin etütünde kullanılsa da burada yaptığımız çalışma bunların dışında kalan özel bir uygulamadır. Burada yapılan çalışmada kaydedilen dalgalar depremde olduğu gibi yer titreşimleridir. Fakat kaydedilen hedef dalgalar depreme oranla çok daha zayıf ve bölgeseldir. Deprem dalgaları insanlar tarafından hissedilirken, insan, araç ve hayvanlara ait zemin titreşimleri çok zayıf olduğu için hiçbir cihaz yardımı olmaksızın hissedilmesi zordur.

Sismik insan, araç, hayvan algılamada tespit mesafesi değişken olmakla birlikte, sensör, zemin ve diğer parametrelere göre 5 ila 100 metre arasında değişebilmektedir.

Piyasada 4,5 Hz, 8 Hz, 10 Hz, 14 Hz gibi farklı doğal frekanslara sahip jeofonlar bulunmaktadır. Şekil 3.4’de bu tez çalışması kapsamında yapılan deneysel çalışmalarda kullanılan jeofon sensörü görülmektedir.



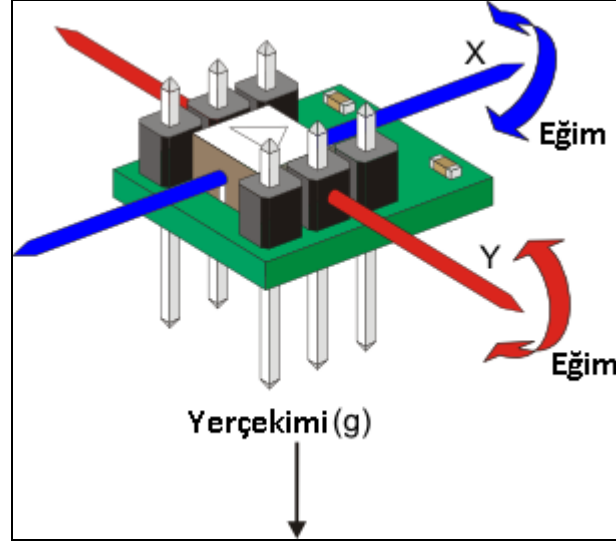
Şekil 3. 4 Düşey jeofon (4,5 Hz)

Sismik çalışmalarda kullanılan diğer bir sismik sensör ivmeölçerdir. İvmeölçer, bir kütleye uygulanan ivmeyi ölçen cihazlardır. İvmeölçerler günümüzde bilimsel çalışmalarda, endüstride ve son kullanıcı ürünlerinde ağırlıklı olarak kullanılmaktadır. Stabilizasyon platformlarında, fotoğraf makinalarında, cep telefonlarında, bilgisayarlarda titreşimin etkilerini minimize etmek ve diğer amaçlar için kullanılmaktadır. Bununla birlikte daha gelişmiş versiyonları uçak, gemi, insansız hava aracı, füze ve navigasyon sistemlerinin önemli bileşenleridir. İvmeölçerler atalet ölçüm birimlerinin de (Inertial Measurement Unit, IMU) en önemli parçalarıdır.

Sismik çalışmalarda düşey ve yatay eksenle ivmeölçerin maruz kaldığı titreşimler ölçülmektedir. İvmeölçerler de jeofonlarda olduğu gibi ağırlıklı olarak MEMS teknolojisini kullanmaktadır. İvme değerini ve yönünü ölçmek için tek ve çok eksenli

ivmeölçer modelleri mevcuttur. Yönelim, titreşim, şok, ve dirençli bir ortamda düşüşü ölçmek için de kullanılmaktadır.

Şekil 3.5'te dikey ve yatay eksenlerin ivmelerini ölçen örnek bir ivmeölçer gösterilmektedir. İvmeölçer sensörleri aynı zamanda ivme bilgisini kullanarak eğim bilgisini de hesaplayabilmektedir ve bu amaçla platform eğimini ölçmek için bu sensörleri kullanan birçok sistem mevcuttur.



Şekil 3. 5 İvmeölçer [36]

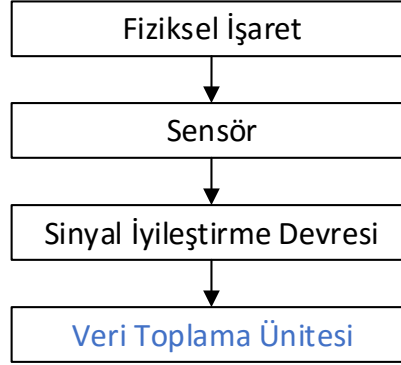
3.2.2 Veri Toplama Ünitesi

Veri toplama (Data Acquisition, DAQ), gerçek çevresel ortama ait fiziksel durumları gösteren sinyallerin örnekleme ve sonuç örneklerinin bir bilgisayar tarafından işlenebilecek sayısal nümerik değerlere dönüştürülmesi işlemidir. DAQ olarak adlandırılan veri toplama sistemleri tipik olarak analog dalga formlarını sayısal değerlere dönüştürürler. Veri toplama sistemleri temel olarak şu bileşenlerden oluşurlar;

- Fiziksel parametreleri elektrik sinyaline dönüştürmek için bir sensör
- Sinyallerin sayısal değerlere dönüştürülecek formda olması için sinyal iyileştirme devresi

- İyileştirilmiş sinyalin sayısal değerlere çevrilmesi için analog-sayısal dönüştürücüler

Bu çalışmada veri toplama ünitesi olarak sadece analog-sayısal dönüştürücü cihazı kastedilmektedir. Şekil 3.6’da veri toplama sistemi bileşenleri ve işaretin bilgisayar ortamına aktarılana kadar geçtiği aşamalar görülmektedir.



Şekil 3. 6 Veri toplama sistemi

Jeofon sensörü ile alınan sismik işaretin bilgisayar ortamına iletilmesi için National Instruments firmasına ait 24-bit, Sigma-Delta ADC, 51.2 kS/s NI-9234 veri toplama ünitesi kullanılmıştır. NI-9234 bilgisayara USB üzerinden bağlanmaktadır. NI-9234 dört kanallı, eş zamanlı kayıt işlemi yapabilen bir veri toplama ünitesidir. Bu çalışmada tek kanal kullanılmıştır. Fakat birden fazla sensörün kullanılma ihtimaline karşı çok kanallı bir veri toplama ünitesi seçilmiştir. Bu alanda yapılmış bazı çalışmalarda birden fazla sensör kullanılmıştır. Birden fazla sensör kullanılması durumunda yer tespiti ve hedefin çizdiği rota tespitini de yapmak mümkün olmaktadır. Bu tez çalışmasında bunlara yer verilmemiştir. Şekil 3.7’de National Instruments firmasına ait NI-9234 veri toplama ünitesi görülmektedir.



Şekil 3. 7 NI-9234 Veri toplama ünitesi [38]

3.2.3 Yazılım

Bilgisayar ortamına aktarılan sismik işaretin işlenmesi için Mathworks firmasının MATLAB Student yazılımı ve en son çalışmalarda R2015b versiyonu kullanılmıştır. MATLAB yazılımı NI-9234 veri toplama ünitesine doğrudan bağlanıp örneklenen veriyi yazılım ortamına alabilmektedir. Yazılımın bu özelliğinden dolayı veriyi kaydetmek için haricen bir yazılım aracına ihtiyaç duyulmamıştır. MATLAB üzerinden veri toplama ünitesine “Legacy Interface” ve “Session Based Interface” olmak üzere iki arayüz üzerinden bağlanılabilir. Bu tezin deneysel çalışmalarında oturum tabanlı “Session Based Interface” arayüzü tercih edilmiştir. [34]

Bu çalışmada aşağıdaki yazılım araçlarından faydalanılmıştır;

- MATLAB Data Acquisition Toolbox
- MATLAB Statistics and Machine Learning Toolbox
- MATLAB Wavelet Toolbox
- Audacity [39]
- Scikit-learn machine learning [35]

Bilgisayar ortamına “.wav” formatında alınan sismik kayıtlar “Audacity” ses düzenleme yazılımı ile gerektiğinde düzenlenerek işlenmeye daha kolay hale getirilmiştir.

SINIFLANDIRMA

4.1 Yöntem

Ortamdaki sismik sinyallerin bir insan yürüyüşüne ait olup olmadığının tespit edilmesi bir sınıflandırma problemidir. Bu tür problemlerde bir sınıfı diğer sınıflardan ayırt etmek için kullanılabilecek birden fazla yöntem mevcuttur. Bu yöntemler de genel olarak tek sınıflı ve çok sınıflı olarak ikiye ayrılabilir. Bu çalışmada tespit sisteminin eğitilmesine dayalı bir sınıflandırma yöntemi tercih edilmiştir.

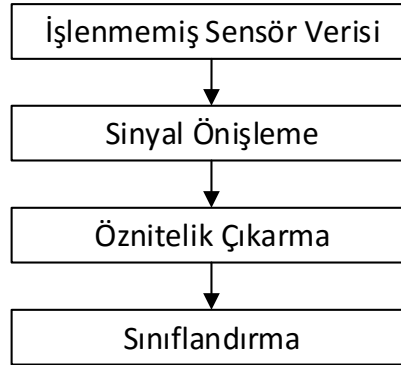
Burada kullanılan yöntemlerden birincisi tespit sistemini iki farklı sınıf ile eğiterek daha sonra sisteme, bir sınıfa ait örnekler vererek sistemin örneklerin hangi sınıfa ait olduğunu tespit etmesi yöntemidir. Bu yöntem neticesinde hedef tespit sistemi, verilen örneğin birinci sınıfa veya ikinci sınıfa ait olduğunu belirler.

Kullanılan ikinci yöntem ise tek sınıflı yöntemdir. Tek sınıflı yöntemde hedef tespit sistemi tespit edilmek istenen hedefe ait sınıf örnekleri ile eğitilmekte ve daha sonra sisteme hedef ve hedef dışında örnekler verilerek bunları ayırt etmesi beklenmektedir. Tek sınıflı yöntem neticesinde hedef tespit sistemi, verilen örneğin hedef sınıfa ait olup olmadığını belirler. Bu yöntemde ikinci sınıf kavramı yoktur.

Sınıflandırma işlemi öncesinde elde edilen sismik sinyal birçok ön işlemten geçirilir. Bu işlemler temel olarak gürültü giderme, öznelilik çıkarma ve boyut indirgemedir. Bu ön işlemlerden sonra sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Bu işlemlerin herbiri hedefi tespit etme başarısında önemli bir yere sahiptir. Bu işlem halkasında sadece bir işlemin başarılı olması sonucu tek başına değiştirmez. Bir işlemin başarısının sonuca katkısı,

diğer işlemlerin başarısı ile birleştirilerek mümkündür. Mesela tespit sistemi içerisinde sınıflandırma yöntemi başarılı olsa dahi, sınıfı temsil eden öznitelikler doğru seçilmemiş ise sınıflandırma başarısı düşük çıkar, dolayısı ile sistemin başarısını öznitelik ve sınıflandırma birlikte belirler. İşlem halkası içerisinde bir işlemin çıktısı diğer işlemin girdisini oluşturmaktadır.

Şekil 4.1’de hedef tespit sisteminde sismik sinyallerin geçtiği aşamalar görülmektedir.



Şekil 4. 1 Sınıflandırma aşamaları

İlk aşama ile alınan işlenmemiş sinyaller yukarıda bahsedilen ön işlemlerden geçirilir. İkinci aşamada öznitelik fonksiyonları kullanılarak öznitelik vektörleri veya matrisleri oluşturulur. Bu öznitelik veri kümesi daha sonra sınıflandırıcıya verilerek sistemin eğitilmesi sağlanır. SVDD gibi tek sınıflı yöntemde, sınıflandırıcıya, tek sınıfa ait veri kümesi verilirken, SVM veya LDA gibi iki sınıflı yöntemde, sınıflandırıcıya, her iki sınıfa da ait veri kümesi etiketleri ile birlikte verilir.

4.2 Sinyal Önleme

Sismik sensörler ile alınan işlenmemiş veri, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma performansını etkileyebilecek elektronik ve çevresel gürültülerden kaynaklanan gürültüler içerir. Bu yüzden sonraki işlemlerden önce sinyalin ön işlemden geçirilmesi gerekir. Sinyal gürültüsünü gidermenin, ortalama alma, alçak geçiren filtre, dalgacık gürültü giderme gibi birçok yolu vardır. Bunların arasında dalgacık gürültü gidermenin avantajları vardır. Yapılan deneylerde dalgacık gürültü gidermenin daha başarılı olduğu, diğer yöntemlerde gürültü seviyesinin daha yüksek olduğu görülmüştür [12].

İşaret işlemede öznitelik çıkarma ve sınıflandırma işlemleri öncesinde işleme tabi tutulacak sinyallerin bir ön işleme tabi tutulması gerekebilir. Bu ön işleme aşamasında sinyal içerisinde bulunan gürültü olarak nitelendirilen bozucu etkiler sinyalden çıkarılır. Bu gürültüler hedef tespit sisteminin içerisinde oluşan sensör, veri toplama ünitesi, iletim hattı gürültüsü olabileceği gibi ortamda bulunan hedefe ait olmayan gürültüler de olabilir. Bozucu etkileri tespit etmek her zaman kolay değildir. Bozucu etkiler sinyalden çıkarılırken hedefe ait kısımlarda da bozulmalar olabilir. Bu işlem sonrasında orijinal sinyalin ne kadar bozulduğu ve sınıflandırma sonucunu hangi oranda etkilediği önemlidir.

Sinyal ön işleme bir veya birden fazla aşamadan oluşabilir. Mevcut bir sistem için sabit bir ön işleme yöntem grubu seçilebilir. Fakat bazı durumlarda aynı sistem içerisinde sinyalin durumuna göre yöntemi değiştirmek veya aynı yöntem içerisinde parametrik değişiklikler yaparak adaptif yöntemler uygulamak gerekebilir.

Bu çalışmada sismik sinyaller, sensörler aracılığı ile veri toplama ünitesine iletildikten sonra, bu sinyaller bir yazılım yardımı ile belirlenen süreli ve belirlenen dosya formatlarında veri dosyası olarak kaydedilirler. Daha sonra ön işleme tabi tutularak öznitelik çıkarma ve sınıflandırmaya hazır hale getirilirler.

4.2.1 Aşağı Örneklemeye

Sayısal işaret işlemede, aşağı örneklemeye (downsampling, decimation), işaretin örneklemeye hızının düşürülmesi işlemidir. Örneklemeye hızını arttıran interpolasyonun tümleyeni olarak, çoklu hızlı sayısal işaret işleme sistemlerinde, örneklemeye hızı dönüşümünün özel bir durumudur. Aşağı örneklemeye, bu işlem sonucunda oluşabilen örtüşme (aliasing) kaynaklı bozucu etkilerin azaltılması için filtrelemeyi kullanır. Aşağı örneklemeye işlemini gerçekleştiren sistem bileşeni aşağı örnekleyici olarak adlandırılır (decimator).

Aşağı örneklemeye, veri hızını veya verinin boyutunu düşürür. Aşağı örneklemeye faktörü genellikle bir tamsayı veya birden büyük oransal kesirdir. Bu çarpan örneklemeye zamanını arttırır veya örneklemeye hızını aynı oranda düşürür. Örneğin 10240 Hz ile örneklenmiş bir işaret aşağı örneklenerek 5120 Hz'e düşürüldüğünde, işaretin iki

çarpanı ile aşağı örneklendiği söylenir. Aynı zamanda veri oranı da yarıya düşürülmüş olur.

Aşağı örnekleme, bu çalışmada, özellikle işaret işlemedeki işlem yükünü azaltmak ve işlemi hızlandırmak için yapılmıştır. 10240 Hz ile örneklenen sismik işaret on kat aşağı örneklenerek veri boyutu onda birine düşürülmüştür.

Üzerinde çalıştığımız sismik işaretlerde yürüyüş adımı frekans bileşenleri genelde 100 Hz değerinin altında bulunduğundan Nyquist kriteri gereği 200 Hz ile örnekleme yapmak teorik olarak yeterli olacaktır. Aşağı örnekleme işleminin işaretin özneteliğini bozabileceği veya kaybedebileceği göz önünde bulundurulmalıdır. Bunun için örnekleme hızının Nyquist frekansının üzerinde olması ve aşağı örnekleme sonucunda da elde edilen örnekleme hızının Nyquist frekansı üzerinde olması önemlidir. Burada örnekleme hızı 10240 Hz değerinden 1024 Hz değerine düşürülmüştür. Bu da 100 Hz altında frekans bileşenleri içeren sismik bir işaret için yeterli olmaktadır.

4.2.2 DC Bileşenin Çıkarılması

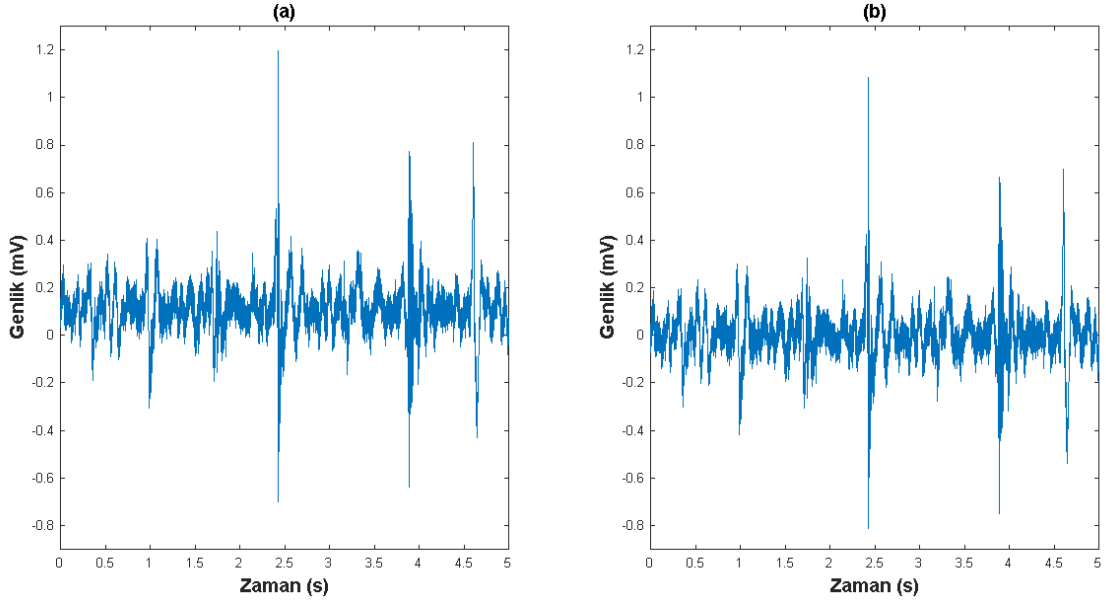
Sensörlerden elde edilen işlenmemiş sinyal bizim ilgilenmediğimiz DC bileşen içerebilir. Frekans domeni analizinde DC bileşen etkisini kaldırmak için, öncelikle DC bileşenin çıkarılması gerekir. Bu yüzden sinyal işlemedeki ilk aşama eşitlik (4.1) ile verilen DC bileşenin çıkarılma işlemidir.

$$y(i) = x(i) - \mu_x, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4.1)$$

Eşitlik (4.1)'te $x(i)$ orijinal sinyal örneği, $y(i)$ sıfır DC bileşenli sinyal örneği, μ_x orijinal sinyalin ortalama değeridir. Sinyal toplamda N örneğe sahiptir. DC bileşenin çıkarılmasından sonra, ortalama μ_x değerli x sinyali, ortalama değeri sıfır olan ve DC bileşen içermeyen y sinyaline dönüştürülür. y sinyali daha sonra gürültü süzme işleminden geçirilir. Bu çalışmada gürültü süzme yöntemi olarak dalgacık gürültü süzme yöntemi tercih edilmiştir [12].

Şekil 4.2'de kum zemin üzerinde yürüyen bir insana ait 5 saniyelik sismik işaret (a) ve bu işaretin içerisinde DC bileşenin çıkarılmış hali (b) görülmektedir. DC bileşen işaretin

ortalama deęeridir. Ortalama deęer orijinal iřaretten matematiksel olarak çıkarılarak DC bileřen sinyalden atılmıř olur. řekil 4.2’de bu iřlem uygulanmıřtır. (a) ve (b) řekilleri arasındaki fark grlmektedir.



řekil 4. 2 DC bileřenin çıkarılması

4.2.3 Normalizasyon

znitelik leklendirme (feature scaling), baęmsız deęiřken veya znitelik verilerinin deęer aralıęını standartlařtırmak iin kullanılan yntemdir. Veri iřlemede, veri normalizasyonu olarak ta anılır ve genellikle veri niřleme ařamasında gerekleřtirilir.

iřlenmemiř verilerin deęer aralıkları geniř lde deęiřtięi iin, bazı makine ęrenmesi algoritmalarında hedeflenen fonksiyonlar normalizasyon olmaksızın dzgn alıřmayabilir.

znitelik leklendirmede kullanılan yntemler; yeniden leklendirme (rescaling), standardizasyon (standardization) ve birim deęere leklendirmedir.

4.2.4 Grlt Giderme

Grlt giderme, grltnn iřaretten çıkarılma iřlemidir. İngilizce’de “noise reduction”, “denoising”, olarak adlandırılır.

Tüm analog ve sayısal cihazlar doğaları gereği gürültüye duyarlıdır. Gürültü, rastgele gürültü, sabit güç spektral yoğunluklu rastgele gürültüler olan beyaz gürültü, cihaz tarafından üretilen rastgele gürültü veya işleme algoritmasından kaynaklı gürültüler olabilir.

4.2.4.1 Dalgacıklar

Dalgacık gürültü giderme (wavelet denoising), dalgacık dönüşümünde (wavelet transform) düşük katsayı değerlerinin göz ardı edilmesi ve ters dalgacık dönüşümü ile orijinal sinyalin düşük gürültü seviyesi ile tekrar oluşturulması ilkesine dayanır. Dalgacık dönüşümü durağan olmayan (non-stationary) sinyalleri analiz etmek için geliştirilmiştir. Dalgacıklar ana fikrini, sinyali frekans domeninde gösteren Fourier dönüşümünden alır. Fourier dönüşümünün karmaşık sine ve cosine fonksiyonlarından farklı olarak dalgacık dönüşümünün temel fonksiyonları hem uzay hem de frekans domeninde yer alırlar. Dalgacık dönüşümü, zaman fonksiyonunu, dalgacık (wavelet) olarak adlandırılan basit, sabit modeller ile ifade etmeyi amaçlar. Dalgacıklar, sinyali skalaya göre analiz etmek için kullanılan matematiksel fonksiyonlardır. Belirli gereksinimleri karşılayan fonksiyon serileri mevcuttur ve bu fonksiyonlar verinin veya diğer fonksiyonların gösteriminde kullanılırlar. Bu dalgacıklar, ana dalgacık (mother wavelet) olarak adlandırılan tek bir üretme fonksiyonundan elde edilirler. Ana dalgacık eşitlik (4.2) koşulunu sağlamalıdır. Ana fonksiyonun ölçeklendirilmesi ve ötelenmesi ile eşitlik (4.3)'te tanımlanan fonksiyon takımı üretilir. Ana dalgacığın önemli bir özelliği tüm dalgacık ailesine ortogonal olmasıdır.

$$\int \psi(t)dt = 0 \quad (4.2)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4.3)$$

a = Ölçeklendirme çarpanı

b = Öteleme değeri

Meksika şapkası (Mexican hat) olarak adlandırılan dalgacık fonksiyonu $\psi = (1-t^2)e^{(-t^2/2)}$ dir. a'nın değişimi dalgacıkların farklı frekans aralıklarını kapsar, daha

büyük $|a|$ değerleri daha küçük frekans değerlerini gösterir. b 'nin değişimi zaman merkez noktasının değişimine karşılık gelir.

Başka bir ifade ile dalgacık dönüşümü sinyal frekansları yüksek olduğu zaman dar pencereleri kullanır, sinyal frekansları düşük olduğu zaman geniş pencereleri kullanır. Bu gösterim, iki dalgacık dönüşümünün, sinyal geçişlerindeki gibi her yüksek frekans bileşeninin genişletmesini mümkün kılar. Bu özellik, dalgacık dönüşümünün Fourier dönüşümüne göre temel avantajıdır.

Dalgacık dönüşümü sürekli dalgacık dönüşümü (SDD) ve ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) olarak sınıflandırılabilir. SDD ve ADD'nin tanımları eşitlik (4.4) ve (4.5)'te verilmiştir.

$$SDD_f(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (4.4)$$

$$ADD_f(m, n) = a_0^{-m/2} \int f(t) \psi(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad (4.5)$$

$$a = a_0^m, \quad b = nb_0 a_0^m$$

$$a_0 > 1, \quad b_0 > 0$$

$$m, n \in \mathbb{Z}$$

ADD'de dalgacık ailesi eşitlik (4.6)'da verilmiştir.

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-m/2} \psi(a_0^{-m} t - nb_0) \quad (4.6)$$

Hesap karmaşıklığı düşünüldüğünde, sonlu uzunluklu örneklenmiş sinyallerde genellikle ADD'yi kullanırız.

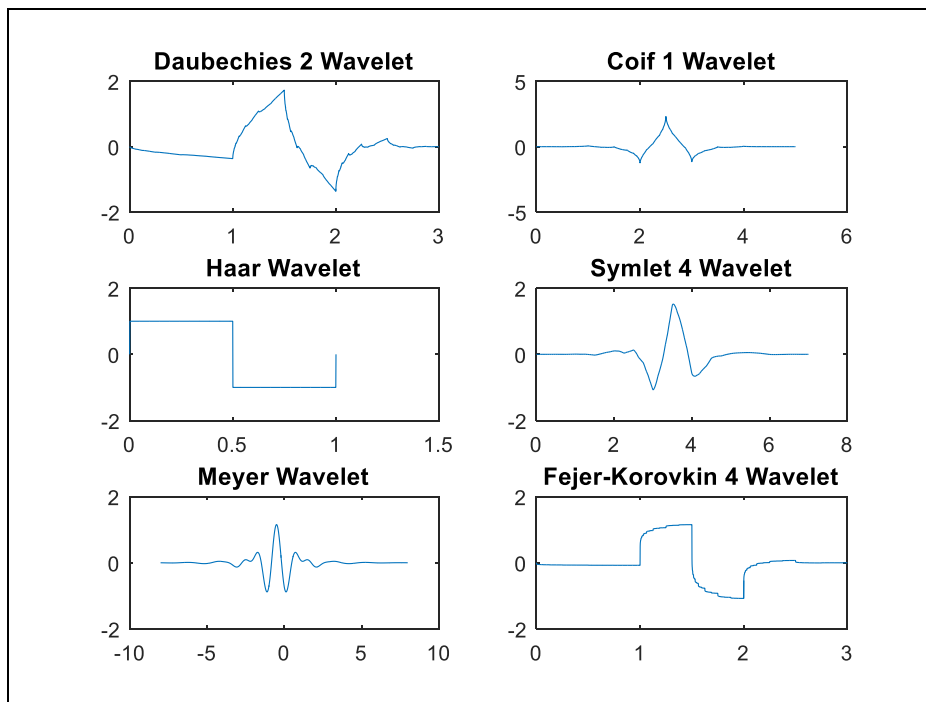
Şekil 4.3'te Daubechies, Coiflet, Haar, Symlet, Meyer ve Fejer-Korovkin dalgacıklarını içeren ana dalgacıklara ait bazı örnekler görülmektedir. Bu dalgacıklar arasında, ismini Princeton Üniversitesi'nde ünlü bir matematikçiden alan Daubechies dalgacı, yaklaşım ölçekleri arasındaki detayları tanımlamayan düzgün sonlu uzunluklu bir çekirdek fonksiyon kullandığı için ve bundan dolayı sinyal gürültü giderme, görüntü sıkıştırma vb. problemlerin çözümüne uygun olduğu için mühendislik alanında

kullanımı popülerdir. Daubechies dalgacıklarına karşılık gelen parametreler eşitlik (4.7)'de tanımlanan koşulları karşılayan sıra ile $(h_0, h_1, \dots, h_N)$ verilir.

$$\sum_{n=0}^N h_n = \sqrt{2}$$

$$\sum_{n=0}^N (-1)^n h_n = 0, k=0,1,2,\dots,(N-1)/2 \text{ için}$$

$$\sum_{n=0}^{N-2k} h_n h_{n+2k} = 0, k=0,1,2,\dots,(N-1)/2 \text{ için} \quad (4.7)$$



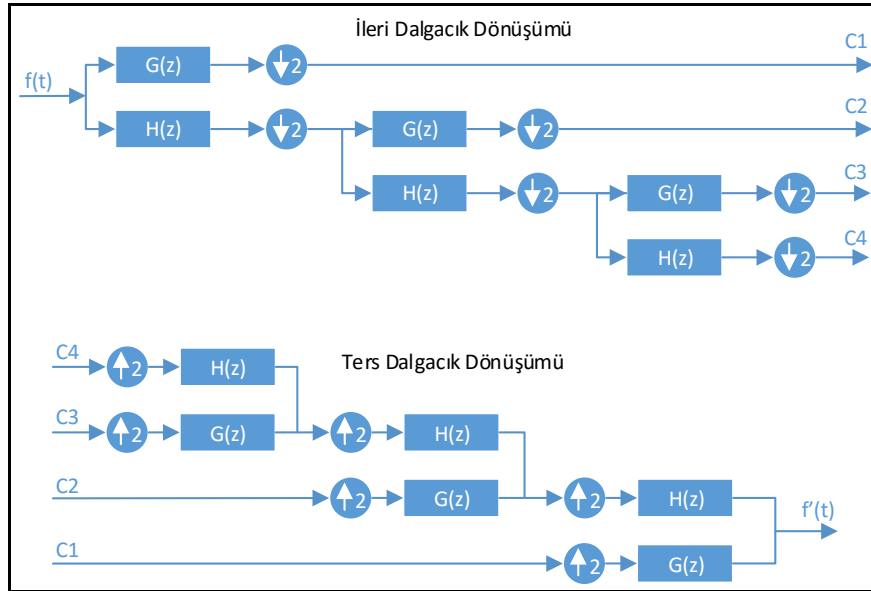
Şekil 4. 3 Örnek dalgacık türleri

Uygulamada, ileri ve ters dalgacık dönüşümü Şekil 4.3'te görülen, sayısal filtre kümeleri olarak adlandırılan bir dizi örnekleme fonksiyonu kullanılarak gerçekleştirir. İleri dönüşümde, filtre kümelerinin çıkışı belirli bir çözünürlükte dalgacık katsayılarıdır. Ters dönüşüm ters yönde işlenir.

Bunların ilki, örneklenen veri $f(t)$ paralelde düşük geçiren (H) ve yüksek geçiren (G) filtreye giriş olacaktır. İki filtrenin çıkışları aşağı örneklenir ve giriş sinyallerinin boyutunun tam olarak yarısı alınır. Birinci aşamadan sonra, yüksek geçiren filtrenin

çıkışı seviye N’de (Şekil 4.4, N=3) C4 dalgacık katsayıları olur. Bu katsayılar dönüşümün en yüksek frekans dalgacık seviyesini gösterir. İkinci aşama, giriş olarak bir önceki aşamanın alçak geçiren filtre çıkışını kullanır ve bu aşamanın yüksek geçiren filtre çıkışı N-1 seviyesinde C3 katsayıları olur. Aynı işlem tüm aşamalar tamamlanana kadar devam eder.

Ters ayırık dalgacık dönüşümü (TADD) ters yönde çalışır. C3 ve C4 katsayıları yukarı örneklenir ve daha sonra sırasıyla H alçak geçiren filtresinden ve G yüksek geçiren filtresinden geçirilir. Çıkışların toplamı daha sonra hesaplanır ve bir sonraki aşamanın girişi olarak hizmet verir. Bu işlem tüm dalgacıklar yukarı örneklenene ve filtrelene kadar devam ettirilir. Nihayi sonuç $f'(t)$ sinyalini yeniden oluşturur [12].



Şekil 4. 4 Dalgacık dönüşümünün uygulanması [12]

4.2.4.2 Dalgacık Gürültü Giderme

Sensörden alınan işlenmemiş veri öznitelik çıkarma doğruluğunu etkileyecek gürültüler içerir. Bu yüzden gürültü giderme işlemi gereklidir. Gürültüyü gidermenin klasik yöntemi filtrelemedir. Dalgacık dönüşümünde filtre sonuçları dalgacık katsayıları ile gösterilir. Böylece dalgacık katsayıları işlenerek gürültünün sinyale etkisi göz ardı edilebilir.

Donoho ve arkadaşları [42], [43], [44] dalgacık dönüşümünün gürültü gidermede kullanımının detaylarını ortaya koymuşlardır. $x(t)$ sinyali σ^2 varyanslı beyaz gürültü $n(t)$ ile bozulmuş olduğu farzedilirse, gürültülü sinyal $y(t)$ eşitlik (4.8) ile tanımlanabilir [12].

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (4.8)$$

Eşitlik (4.9) gürültülü sinyalin dalgacık dönüşümünü gösterir.

$$W_\psi(y(t)) = W_\psi(x(t) + n(t)) = W_\psi(x(t)) + W_\psi(n(t)) \quad (4.9)$$

Burada W_ψ dalgacık dönüşümünü göstermektedir. Dalgacık dönüşümünün temel fonksiyonları ortogonal olduğundan, beyaz gürültünün dalgacık dönüşümü aynı varyanslı hâlâ $\omega(t)$ beyaz gürültüdür. Bu yüzden orijinal sinyal eşitlik (4.10) olarak elde edilir.

$$x(t) = W_\psi^{-1}(W_\psi(y(t)) - \omega(t)) \quad (4.10)$$

Burada W_ψ^{-1} ters dalgacık dönüşümünü göstermektedir. Böylece, gürültüden arındırılmış sinyali eşitlik (4.11) ile tahmin edebiliriz.

$$\hat{x}(t) = W_\psi^{-1}(W_\psi(y(t)) - \lambda) \quad (4.11)$$

Bu formül bize dalgacık katsayılarında gürültü katkısını tahmin edip edemeyeceğimizi gösterir. Ters dalgacık dönüşümünü ayarlanmış dalgacık katsayıları $W_\psi(y(t)) - \lambda$ 'na uygulayarak gürültü etkisini $y(t)$ sinyalinden çıkarabiliriz.

λ değeri dalgacık gürültü giderme probleminde eşik olarak anılır. Gürültü giderme performansını doğrudan etkilediği için önemli bir parametredir. λ 'nın kestirimi karmaşık bir problemdir. Bu amaçla birçok algoritma geliştirilmiştir. Donoho ve Johnstone tarafından [42], [43] geliştirilen universal eşik eşitlik (4.12) ile gösterilir [12].

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(N)} \quad (4.12)$$

Eşitlikte N örnek sayısını ve σ gürültü seviyesinin standart sapmasını göstermektedir. Burada σ doğrudan hesaplanamadığı için, dalgacık katsayılarından tahmin edilebilir. Genel bir tahmin edici eşitlik (4.13)'de görülmektedir.

$$\sigma = \frac{1}{\frac{N}{2} - 1} \sum_{i=1}^{N/2} (d_i - \mu)^2 \quad (4.13)$$

Eşitlikte d, Şekil 4.3'te C1 olarak görülen ilk seviyedeki dalgacık katsayılarıdır ve μ dalgacık katsayılarının ortalamasıdır. Diğer bir σ kestirimi:

$$\sigma = \frac{MAD}{0.6745} \quad (4.14)$$

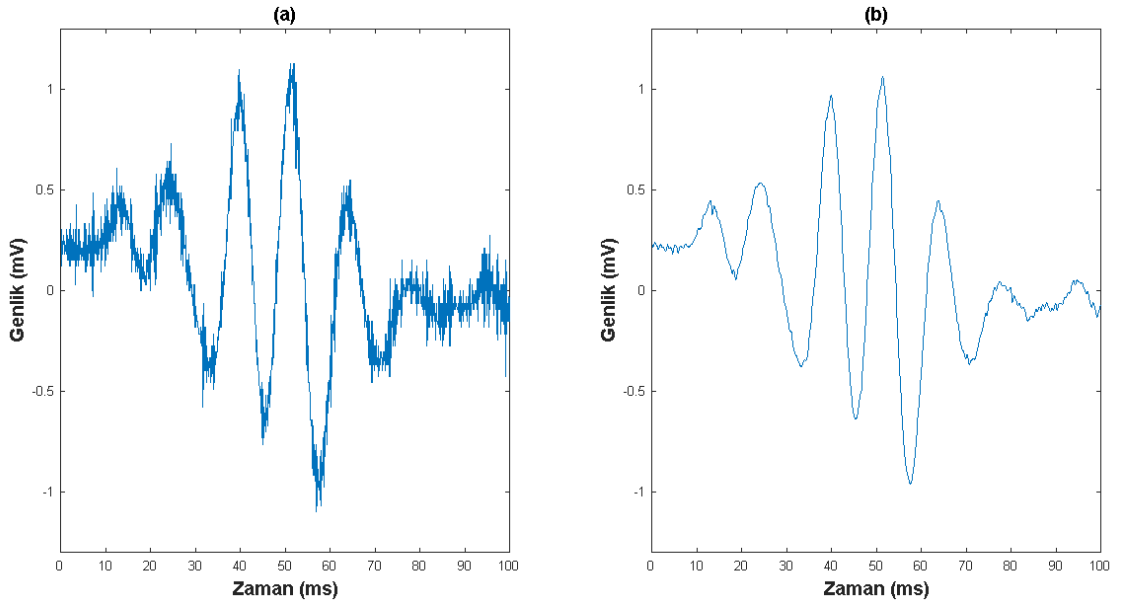
MAD burada birinci seviyedeki dalgacık katsayılarının medyan değeridir.

Yukarıdaki analizden, şu sonucu çıkarabiliriz: dalgacık katsayıları yeterince küçük olduğu zaman, orijinal veri setinin temel özelliklerini büyük oranda etkilemeden göz ardı edilebilir.

Eşitlik (4.15)'te Yuxin Tian ve arkadaşlarının [12] sinyalin gürültüden arındırılmasında kullandığı eşikleme metodu görülmektedir. Tüm dalgacık katsayılarına aynı eşik uygulandığından, bu yöntem katı-eşik seçim metodu (hard-threshold selection method) denilmiştir.

$$W_i = \begin{cases} W_i, & \text{if } |W_i| \geq \sigma \sqrt{2 \log(N)} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.15)$$

Şekil 4.5, sismik sinyale uygulanan dalgacık gürültü gidermenin etkilerini göstermektedir. Şekil 4.5 (a) keskin gürültü pikleri içeren orijinal zaman serisi sinyalini göstermektedir. İki aşamalı dalgacık dönüşümü ve ters dönüşümünden sonra, elde edilen işaret Şekil 4.5 (b)'de görülmektedir. Şekilde görüldüğü gibi orijinal işarete bulunan gürültü olarak değerlendirilen yüksek frekans bileşenleri etkin bir şekilde işareten arındırılmış, keskin pikler çıkarılmıştır. Bu sonuç dalgacık gürültü gidermenin etkinliğini göstermektedir. Şekil 4.5 (a) at yürüyüşüne ait bir adımın orijinal sismik işareti iken, Şekil 4.5 (b) bu işaretin gürültüden arındırılmış şeklini göstermektedir.



Şekil 4. 5 Dalgacık gürültü gidermenin işarete uygulanması

4.3 Öznitelik Seçimi

Makine öğrenmesinde ve istatistikte, değişken seçimi, özellik seçimi veya değişken alt küme seçimi olarak ta bilinen öznitelik seçimi, model oluşturma aşamasında kullanılan ilgili özelliklerin (değişkenler, kestirici nitelikler) bir alt kümesinin seçilme işlemidir. Öznitelik seçimi üç amaç için kullanılır:

- Araştırmacılar/kullanıcılar tarafından yorumlamanın kolaylaştırılması için modelin basitleştirilmesi
- Eğitim süresinin kısaltılması
- Aşırı eğitimin (overfitting) düşürülerek gelişmiş genelleştirme (usulen, varyansın düşürülmesi)

Sınıf bilgisinin elde edileceği özniteliklerin bazıları, sınıfa ait bilgileri içermiyor olabilir. Bu özniteliklerin sınıflandırıcıya verilmeleri bir anlam ifade etmeyeceği için, sınıflandırma işleminden önce ayıklanmaları gerekir. Sınıf bilgisini içinde barındıran ve sınıflandırıcının işini kolaylaştıran özniteliklerin bulunması için öznitelik seçme yöntemleri geliştirilmiştir [12].

Bir öznitelik seçme tekniğinin kullanımında temel felsefe, gereksiz veya fazlalık birçok öznitelik içeren verinin, fazla bilgi kaybı olmaksızın çıkartılmasıdır. Fazlalık ve alâkasız öznitelikler farklı kavramlardır. Bundan dolayı ilgili olan bir öznitelik, bunun ile güçlü ilintisi olan diğer ilgili bir özneliğin varlığında dahi fazlalık durumunda olabilir.

Öznitelik seçme teknikleri öznitelik çıkarma ile karıştırılmamalıdır. Öznitelik seçme, özniteliklerin bir alt kümesini verirken, öznitelik çıkarma, orijinal öznitelik fonksiyonlarından yeni öznitelikler elde eder. Öznitelik seçme teknikleri birçok öznitelik ve nispeten birkaç örneğin bulunduğu alanlarda sıklıkla kullanılır. Öznitelik seçmenin uygulama alanları, binlerce öznitelik ve birkaç yüz örneğin bulunduğu yazılı metin ve DNA mikro dizi veri analizlerini içerir.

4.4 Öznitelik Çıkarma

Öznitelik çıkarma (feature extraction), zaman domenindeki veriden sinyal karakteristiklerini elde etme işlemidir. Bu işlem, ham veriden gerekli bilgileri saklayarak gereksiz bilgileri çıkaran veri sıkıştırma işlemi olarak düşünülebilir. Öznitelik çıkarma, örüntü tanıma probleminde önemli bir rol oynar. Bu sebepten, sınıflandırıcının performansı büyük ölçüde öznitelik vektörlerinin kalitesine bağlıdır. İnsanoğlu sinyalden öznitelikleri çıkaracak güçlü bir yeteneğe sahiptir. Biz her ne kadar insanoğlu gibi bir öznitelik çıkarma makinesi yapamasak ta, yine de insanoğlunun kullanacağı öznitelik çıkarma işleminden bazı yönergeleri alabiliriz. Genel olarak, sınıflandırma problemlerinde, iyi öznitelikler aşağıdaki özellikleri karşılamalıdır:

- Sınıflar arası büyük ortalama uzaklık ve sınıf içi küçük varyans
- Dış değişkenlere karşı duyarsızlık (küçük SNR)
- Hesaplama yükünün hafif olması
- Diğer öznitelikler ile ilintisiz olması
- Matematiksel olarak tanımlanabilir
- Fizik terimleri ile açıklanabilir

Öznitelik çıkarmanın ilk aşaması sinyal işlemedir. Bu aşamada orijinal sinyalin DC bileşeni elimine edilir ve orijinal sinyaldeki gürültüyü çıkarmak için dalgacık gürültü giderme işlemi uygulanır. Bir sonraki aşama öznitelik çıkarma işlemidir. Bu aşamada öznitelik çıkarma için seçilen yöntem önişlemden geçirilmiş sinyale uygulanır ve uygulanan yöntem sonucu nesneye ait öznitelikler elde edilmiş olur. Bu çalışmada ağırlıklı olarak kısa zamanlı fourier dönüşümü (STFT) öznitelik çıkarma yöntemi olarak kullanılmıştır. İlerleyen bölümlerde sismik hedef tespitinde kullanılan diğer yöntemlerden bahsedilecektir. Farklı öznitelikler arasındaki ölçeklendirme etkilerini kaldırmak için potansiyel öznitelikler normalize edilir. Son aşama ise, öznitelik vektörünün optimize edilmesine yardımcı olan, öznitelik uzayının boyutunu azaltan ve en önemli öznitelik bileşenlerini seçen temel bileşenler analizi (Principal Component Analysis, PCA)'dır. PCA çıktısı sınıflandırıcı girdisi olarak kullanılır.

Öznitelik vektörü çıkarmanın en önemli aşamalarından biri, işaretten DC bileşenin çıkarılması, gürültü giderme ve normalize etme işleminden sonra öznitelik vektörünün elde edilme yöntemidir. Burada kullanılan yöntem sınıflandırma başarısını doğrudan etkileyecektir. Burada önemli olan özniteliklerin yukarıda bahsedilen özellikleri karşılamasıdır. Bu özellikler hangi oranda karşılanırsa sınıflandırma başarısı da aynı doğrultuda artacaktır.

Bu çalışmada sistemi eğitmek için farklı öznitelikler kullanılarak, özniteliklerin sınıflandırma başarısı üzerindeki etkileri değerlendirilmiştir. At ve insana ait 5'er saniyelik sismik kayıtlar üzerinde pencereleme, boyut indirgeme, gürültü giderme, DC bileşenin çıkarılması işlemlerinden sonra öznitelik çıkarma işlemi uygulanmıştır.

4.4.1 Basıklık

Olasılık kuramı ve bir dereceye kadar istatistik bilim dallarında basıklık (kurtosis) kavramı 1905'te K. Pearson tarafından [1] ilk defa açıklanmıştır. Basıklık kavramı bir reel değerli rassal değişken için olasılık dağılımının, grafik gösteriminden tanımlanarak ortaya çıkarılan bir kavram olan, sivrilik veya basıklık özelliğinin ölçümüdür. Basıklık kavramının ayrıntıları olasılık kuramı içinde geliştirilmiştir. Betimsel istatistik için bir veri setinin basıklık karakteri pek dikkate alınmayan bir özellik olarak görülmektedir.

Bunun bir nedeni, parametrik çıkarımsal istatistik alanında basıklık hakkında hemen hemen hiçbir kestirim veya sınama bulunmamasındandır ve pratik istatistik kullanımında basıklık pek önemsiz bir karakter olarak görülmektedir. Belki de basıklık ölçüsünün elle hesaplanmasının hemen hemen imkânsızlığı buna bir sebep olmuştur.

Dördüncü standarize edilmiş moment şöyle tanımlanır;

$$\frac{\mu_4}{\sigma_4} \quad (4.16)$$

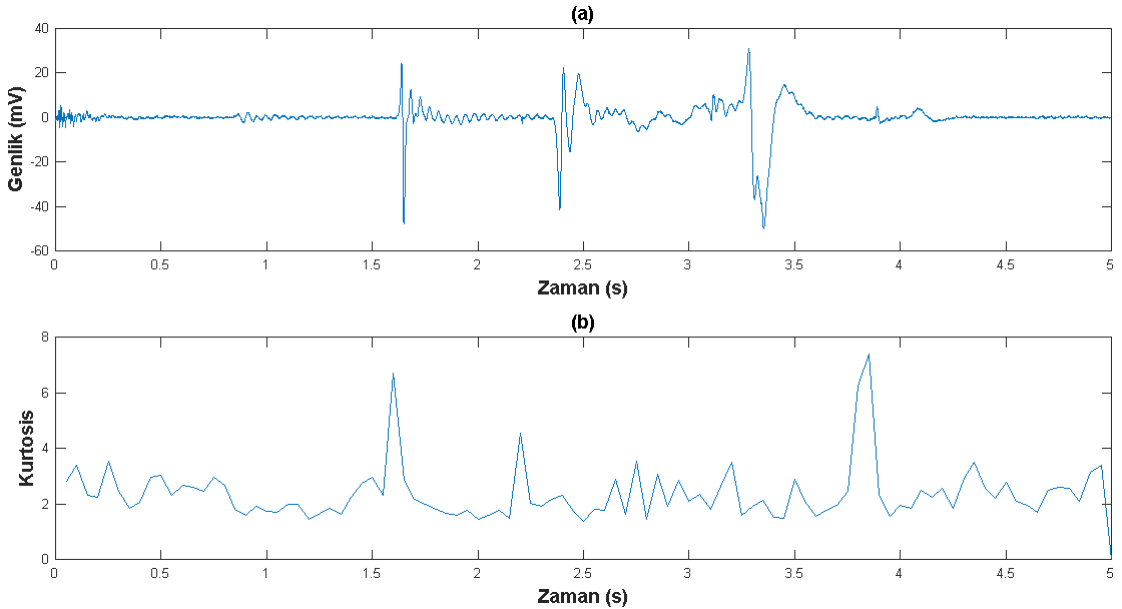
Burada μ_4 dördüncü ortalama etrafındaki moment ve σ standart sapmadır.

Daha alışlagelmiş bir şekilde basıklık, bir olasılık dağılımının "dördüncü kümülant değeri bölü varyans karesi" olarak şöyle tanımlanır:

$$\gamma_2 = \frac{\kappa_4}{\kappa_2^2} = \frac{\mu_4}{\sigma_4^2} - 3 \quad (4.17)$$

Kurtosis yürüyüş tespiti için kullanılan, sismik imzanın genliğinin bir istatistiksel ölçüsüdür [13].

Şekil 4.6 (a)'da insan yürüyüşüne ait bir sismik işaret ve (b)'de bu işaretin kurtosis grafiği verilmiştir.



Şekil 4. 6 İnsan yürüyüşüne ait sismik işaretin kurtosis grafiği

Şekil 4.6 (a)'da görüldüğü üzere orijinal işarette insan adımları çıplak göz ile kolaylıkla farkedilmektedir. Kurtosis grafiğine bakıldığında zaman ekseninde adımlara denk gelen kurtosis değerleri daha yüksek çıkmaktadır. Burada bir eşik değeri belirlenerek bu eşik değerinin üzerindeki değerler adım olarak değerlendirilir. Bu şekilde adımların zaman eksenindeki yerleri tespit edilebilir.

Kurtosis değerleri hedefin tipine göre farklı çıkabilmektedir. Succi ve arkadaşlarına göre [13], kurtosisin ortalama değeri arka plan gürültüsü ve araçlar için yaklaşık olarak üç, yürüyen bir insan olması durumunda da beş eşik değerinin üzerinde değerler çıkmaktadır. Bu da kurtosisin öznel olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

Şekil 4.6'da kurtosis grafiğinin elde edilmesi için genlik-zaman grafiği üzerinde bir pencere belirlenerek bu pencere üzerinde kurtosis fonksiyonu uygulanmıştır. Bu pencere işaret boyunca kaydırılarak tüm işaretin kurtosis grafiği elde edilmiştir. Şekil 4.6'da toplam kayıt süresi 5 saniye olan işaret için kurtosis almak için seçilen pencere genişliği 50 ms'dir. Yani işaret üzerinde 50 ms'lik bir pencere sağa doğru kaydırılarak her kaydırma işleminden sonra kurtosis fonksiyonu uygulanmıştır.

Şekil 4.6 (a) laminant zemin üzerinde sensöre 2 metre mesafeden yaklaşarak yürüyen bir insana ait sismik işarettir.

4.4.2 Ritim

Sismik imzada insan varlığını işaret eden diğer bir öznel ritimdir (cadence). Ritim sismik darbeler arasındaki süre ile ilintilidir. Sistem ritim adım frekansı olarak ta ifade edilebilir. Ritim, sismik işarete sahip varlık konusunda fikir verir. Sismik işaret insana ait ise ritim bilgisi insanın hangi hızda yürüdüğü konusunda bilgi verir. Ritim bilgisi kısa süreli olarak okunup değerlendirmelidir. Aksi takdirde koşan ve duran bir insanın ritim bilgisini bütünü ile hesaplamak sistemin hatalı sonuç vermesine sebep olabilir. Normal bir insanın yürüyüş frekansı ortalama 2 Hz'dir. Bundan önce yapılmış çalışmalarda ritim bilgisi 4 saniyelik süreler ile kaydedilip analiz edilmiştir [8].

Hyung O. Park ve arkadaşları [6], sinyallerin kısa süreli dinamiklerini kaydeden biyolojik olarak gerçekçi sinir ağlarının, insan yürüyüşü ve araçların sismik tespiti için

kullanılabileceğini göstermişlerdir. Dört bacaklı hayvanların yürüyüşlerinin sismik kayıtlarının analizi ile, dört bacaklılar ve insan yürüyüşü arasındaki ayrımı yapmak için uzun süreli özneliklerin öneminin farkına varılmıştır. Kentsel alanlarda dahi insan yürüyüşüne ait frekansı üreten sismik kaynak olmadığı için, ritim analizi (cadence analysis) insan varlığını algılamak için iyi bir seçenektir.

Ritim frekans bazlı yöntemlere bağlı, insan ve dört ayaklılar arasında sismik ayırım ve tespit üzerine yapılmış çalışmalar mevcuttur. Fakat tek başına ritim bazlı tespit yüksek oranda yanlış alarm vermeye meyillidir [4].

Ritim bazlı (cadence-based) yöntemlerin bir çoğu, insan ve hayvanların benzer yürüyüş mekanizmalarından ve benzer ritmik zamansal sismik örüntülerinden dolayı yanlış alarm vermeye açıktır. Bunun ötesinde düşük ritimde çevrede dolanan bir hayvan bir insaninkine benzer bir ritim frekansı üretebilir veya hızlı hareket eden bir insan dört ayaklı bir hayvan ile aynı frekansı üretebilir [4].

4.4.3 Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü

İnsanların ve hayvanların, sismik sensörler kullanılarak elde edilen yürüyüş adımlarının imzaları doğalarından kaynaklı değişkenlik gösterir. Değişken işaretlerin analizi için zaman-frekans (ZF, İng. TF (Time-Frequency)) gösterimi kullanılan yöntemlerdendir. TF analizinin amacı hangi zaman diliminde hangi frekans bileşenlerinin bulunduğunu tespit etmektir. Bunun manası, sinyale ait zaman ve frekans bilgileri arasındaki ilişkinin gösterilmesidir. Bu işlem, zaman domenindeki tek boyutlu işaretin, işaretin iki boyutlu zaman-frekans gösterimine eşleştirilmesi ile gerçekleştirilir. En sık kullanılan yöntem kısa zamanlı fourier dönüşümü (KZFD, İng. STFT)'dir ve eşitlik (4.18) ile gösterilir [4].

$$STFT(x;t,\omega) = \int x(t + \tau)\omega(\tau)e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (4.18)$$

Eşitlikte $\omega(\tau)$, kayan pencere fonksiyonu (örnek Hamming pencere), t zaman ve ω ise frekanstır.

4.4.4 Wigner-Ville Dağılımı

Sabit pencere boyutundan dolayı KZFD’de zaman-frekans çözünürlüğü iyi değildir. ZF çözünürlük problemini gidermek için, Wigner Ville (WV) dağılımı sıklıkla kullanılır. Wigner-Ville dağılımının önemli özelliklerinden bir tanesi, bilinen tüm ikinci derece birleşim ZF analiz yöntemlerinin arasında en iyi birleşim ZF çözünürlüğüne sahip olmasıdır. Eşitlik (4.19)’da görüldüğü gibi zaman bağımlı otokorelasyona hızlı Fourier dönüşümü uygulanarak WV dağılımı hesaplanabilir.

$$WV(x;t,\omega) = \int x(t + \tau / 2) \cdot x^*(t - \tau / 2) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (4.19)$$

WV yüksek çözünürlüğe sahip olmasına rağmen, çapraz terimler girişiminin varlığı açısından problemlidir. Çapraz terim girişi ZF temsilinin okunabilirliğini düşürür. Gerçek değerli işaretler simetrik pozitif ve negatif frekans bileşenlerine sahip olduğundan, gerçek değerli işaretlerin WV dağılımında pozitif frekans bileşenleri ve negatif frekans bileşenleri arasında çapraz terim girişi bulunur. Bu problemin üstesinden gelmenin bir yolu, gerçek değerli sinyallerin analitik sinyallere dönüştürülmeleridir. Analitik işaretlerin gerçek değerli işaretlerin yalnızca pozitif frekans bileşenlerine sahip olmasından dolayı pozitif frekans bileşenleri ve negatif frekans bileşenleri arasındaki çapraz terim girişi bastırılabilir. Pratikte bu girişim terimleri zaman ve frekansta yumuşatılarak önemli ölçüde düşürülebilir. Yumuşatılmış Wigner-Ville dağılımı (smoothed-pseudo Wigner-Ville distribution, SPWVD) olarak adlandırılan ilgili dönüşüm eşitlik (4.20) ile verilmiştir [4].

$$WV(x;t,\omega) = \int h(t) \cdot x(t + \tau / 2) \cdot x^*(t - \tau / 2) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (4.20)$$

Burada $h(t)$ yumuşatma penceresidir.

4.4.5 Boyut İndirgeme

Örnekleri çok sayıda öznitelik barındıran veri kümelerinin sınıflandırılması uzay ve zaman olarak yüksek maliyetlidir. Çok boyutluluğun bu problemini çözmek için öznitelik seçimi ve öznitelik çıkarımı yöntemlerinden oluşan boyut indirgeme (dimensionality reduction) yöntemleri geliştirilmiştir [14]. Öznitelik dönüştürme teknikleri mevcut

veriyi yeni özniteliklere dönüştürerek verinin boyutunu indirgerler. Veri içerisinde kategorik değişkenlerin olması gibi değişken dönüşümünün mümkün olmadığı durumlarda, öznitelik seçme teknikleri tercih edilebilir.

Boyut indirgeme yöntemleri sayesinde, orijinal verideki ana özellikler korunarak veriler daha düşük boyuta indirgenebilirler. Boyut azaltma işleminin amacı; verinin daha az ancak etkili özelliklerini yüksek boyutlu uzaydan düşük boyutlu uzaya aktarmaktır.

Boyut indirgeme sadece algoritmanın işletilmesini hızlandırmaya yaramaz, aynı zamanda sonuç sınıflandırma/kümeleme doğruluğunu iyileştirmeye de yardımcı olur. Çok fazla gürültü veya hatalı giriş verisi, çoğunlukla beklenenden daha düşük algoritma performansına sebep olur. Bilgilendirici olmayan veya yanlış bilgilendiren veri sütunlarının atılması, algoritmanın daha genel sınıflandırma bölgeleri ve kuralları bulmasına ve toplamda yeni veri üzerinde daha iyi performans elde etmesine yardımcı olur.

Çok değişkenli istatistik biliminin doğasındaki zorluklardan bir tanesi birçok değişkene sahip olan verinin görselleştirme problemidir. Birçok sinyal ve görüntü işleme yazılımında iki değişken arasındaki ilişkiyi, farklı üç boyutlu görselleri görüntülemek mümkündür. Fakat üç değişkenden fazla değişken olması durumunda bunların ilişkilerini görselleştirmek daha zordur.

Tüm bu sebeplerden ötürü farklı boyut indirgeme algoritmaları geliştirilmiştir. İlerleyen bölümlerde boyut indirgemedede çok kullanılan temel bileşenler analizi (Principal Component Analysis, PCA) ve doğrusal ayırma analizi (Linear Discriminant Analysis, LDA) yöntemlerinden bahsedilecektir.

4.4.5.1 Temel Bileşen Analizi

Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis, PCA), hali hazırda var olan bir verinin dönüşüm işlemine tabi tutulması ile, bu dönüşümün sonunda elde edilecek örneklerin birbirinden mümkün olduğunca ayrılmış, dağılmış, saçılmış olmasını amaçlar.

PCA, aralarında yüksek korelasyon bulunan çok değişkenli verileri, aralarında korelasyon olmayan yeni bir koordinat sistemine dönüştüren doğrusal bir dönüşümdür. PCA mümkün olduğunca varyansı en yüksek olan verinin düşük boyutlu gösterimini oluşturur.

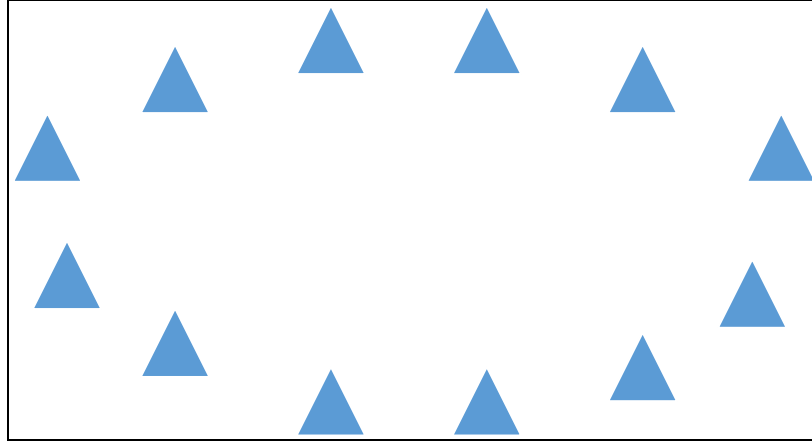
Temel bileşenler yaklaşımı bağımlılık yapısını yok etme ve boyut indirgeme amaçları için kullanılmaktadır. Tanıma, sınıflandırma, boyut indirgenmesi ve yorumlanmasını sağlayan, çok değişkenli bir istatistik yöntemidir. Bu yaklaşım verinin içindeki en güçlü örüntüyü bulmaya çalışır. Bu yüzden örüntü bulma tekniği olarak da kullanılabilir. Çoğunlukla verinin sahip olduğu çeşitlilik, tüm boyut takımından seçilen küçük bir boyut setiyle yakalanabilir. Verideki gürültüler, örüntülerden daha güçsüz olduklarından, boyut küçültme sonucunda bu gürültüler temizlenebilir [40]. PCA'nın temel ilkesi; vektör uzayında, veriler arasındaki korelasyonun ortadan kalktığı veya en aza indiği yeni bir koordinat sisteminin araştırılmasıdır.

PCA'nın üç temel amacı vardır:

1. Verilerin boyutunu azaltma
2. Tahminleme yapma
3. Veri setini, bazı analizler için görüntülemek

Temel bileşen analizi isim olarak iyi bir seçimdir. Tam olarak isminin karşılığını verir. PCA verinin temel bileşenlerini bulur.

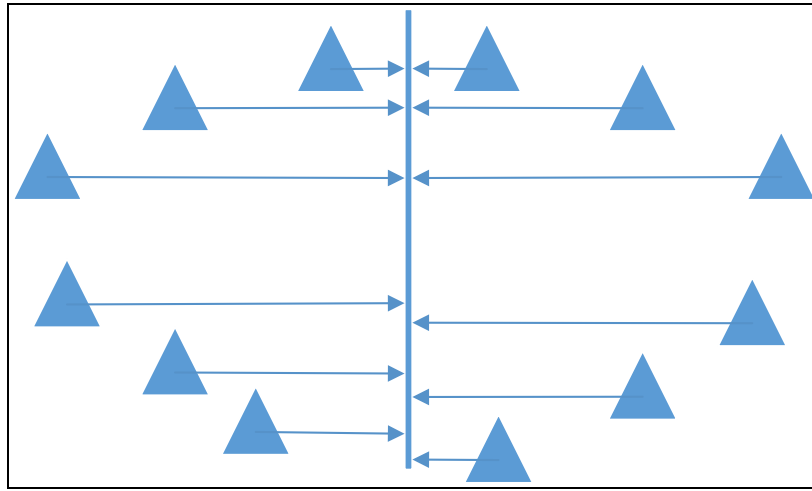
Genellikle verinin normal bir x-y ekseninden daha çok temel bileşenleri açısından ölçülmesi kullanışlıdır. Temel bileşenler nedir sorusunun cevabı verinin yapısında saklıdır. En çok değişimin olduğu yerdeki ve verinin en çok yayıldığı yerdeki yönlerdir. Aşağıda oval şekilde üçgenler dizilmiştir.



Şekil 4. 7 Örnek veri noktaları

Şekil 4.7’de üçgenlerin verinin değer noktaları olduğunu kabul ediyoruz. En büyük değişimin olduğu yönü bulmak için, üzerine yansıtıldığında verinin en çok yayıldığı durumdaki düz çizgi bulunur. Üzerine yansıtılan noktalar ile oluşan düşey bir düz çizgi Şekil 4.8 ile gösterilir.

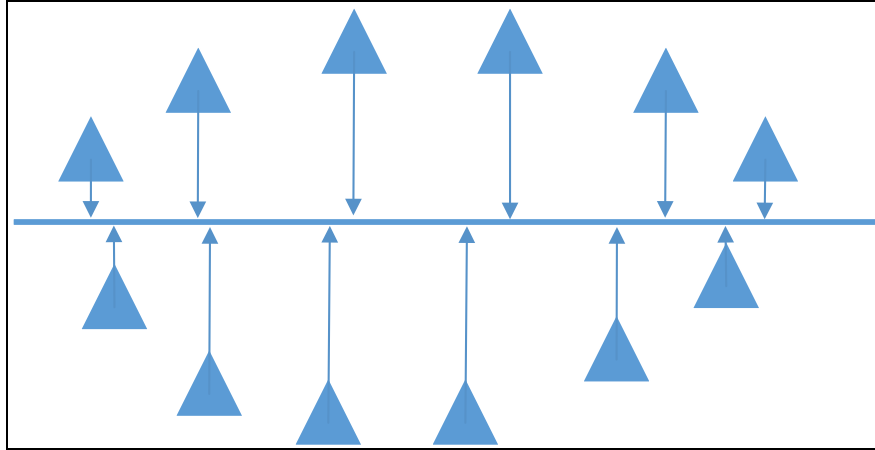
Bu durumda veri çok iyi bir şekilde yayılmamıştır, bu yüzden büyük bir varyansa sahip değildir. Bu sebeple düşey çizgili durumda temel bileşenlerin bulunduğu söylenemez.



Şekil 4. 8 Düşey projeksiyon

Bu sefer noktaları üzerine yansıtılmış yatay çizgi Şekil 4.9 ile gösterilir. Yatay çizgi ile, veri daha iyi bir şekilde yayılmıştır, varyans değeri büyüktür. Gerçekten çizebileceğimiz, yatay olandan daha büyük bir varyansa sahip düz bir çizgi yoktur. Bu nedenle bu örnek için yatay çizgi temel bileşendir diyebiliriz.

Tabiki temel bileşeni bulmak için şekildeki üçgenler ve çizgi çizmekten başka matematiği de kullanabiliriz. Bu noktada özvektör (eigenvector) ve özdeğer (eigenvalue) devreye girer.



Şekil 4. 9 Yatay projeksiyon

4.4.5.2 Doğrusal Ayırma Analizi

Doğrusal ayırma analizi (Linear Discriminant Analysis, LDA) örüntü tanıma ve sınıflandırma işlemlerinde öznelilik çıkarma ve boyut indirgeme için iyi bilinen bir yöntemdir. Bu yöntem boyut indirgeme için sınıfa özel doğrusal yöntemler kullanır. Sınıflar arası dağılım ve sınıf içi dağılım oranının maksimum olduğu durum için projeksiyon matrisi A 'yı seçer. Ölçüt fonksiyonu şu şekilde tanımlanır;

$$A_{opt} = \arg \max_A \frac{|A^T \sum_B A|}{|A^T \sum_W A|}$$

Fonksiyonda $|\cdot|$ matris determinantını, $\sum_B$ ve $\sum_W$ sırasıyla sınıflar arası ve sınıf içi dağılım matrisini gösterir [4].

LDA, örüntü sınıflandırma ve makine öğrenme uygulamaları için önışlem adımında boyut indirgeme tekniği olarak yaygın olarak kullanılır. Amaç, aşırı uyum/öğrenmenin önüne geçmek ve işlem maliyetlerini düşürmek için veri setinin iyi sınıf ayrılabilirliğine sahip daha düşük boyutlu uzaya iz düşürmektir.

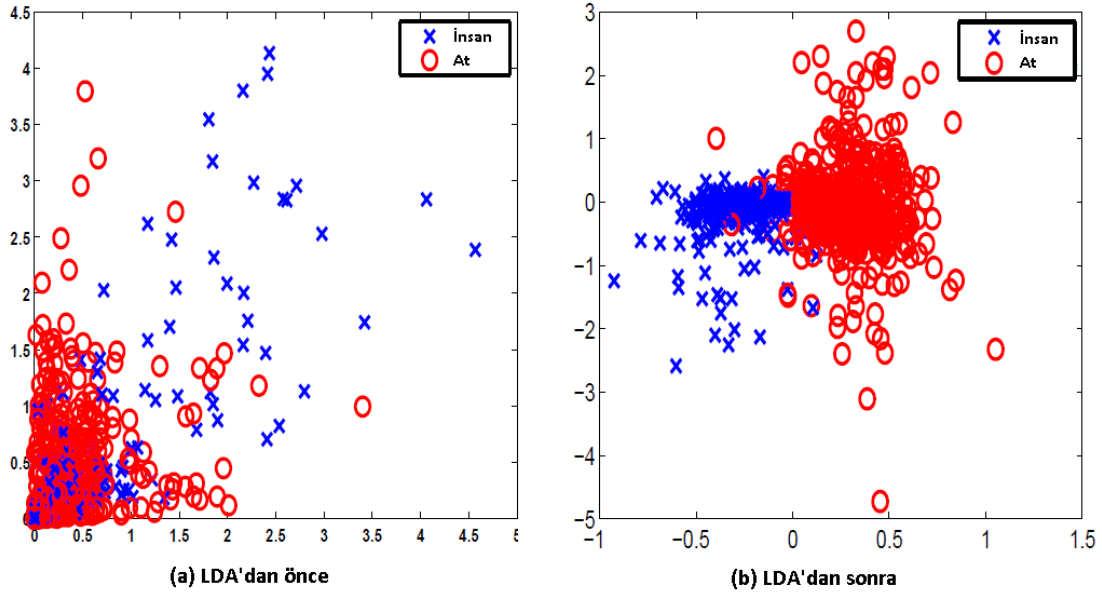
Ronald A. Fisher Doğrusal Ayrımı 1936 yılında (The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems) formüle etmiştir ve sınıflandırmada bazı pratik kullanımları vardır. Orijinal Doğrusal Ayırma iki sınıf problemi için tanımlanmıştır ve daha sonra C.R.Rao tarafından 1948 yılında “multi-class Linear Discriminant Analysis” veya or “Multiple Discriminant Analysis” olarak genelleştirilmiştir (The utilization of multiple measurements in problems of biological classification).

Genel LDA yaklaşımı PCA yaklaşımına çok benzerdir, fakat elimizdeki verinin varyansını maksimum yapan bileşen eksenini bulmaya ek olarak (PCA), çoklu sınıflar arasındaki ayrımı maksimum yapan eksenler ile de ilgileniriz (LDA).

Özet olarak, genellikle LDA’nın amacı, sınıf ayırt eden bilgiyi korurken, aynı zamanda bir öznitelik uzayını daha küçük bir alt uzaya iz düşürmektir.

Genel olarak boyut indirgeme, sadece verilen bir sınıflandırma işlemi için işlem maliyetlerinin düşürülmesine yardımcı olmakla kalmaz, aynı zamanda parametre kestirimindeki hatayı minimize ederek aşırı öğrenmenin önüne geçmeye yardımcı olur [41].

Şekil 4.10’da Asif Mehmood ve arkadaşları yaptıkları çalışmada [4] LDA’nın at ve insanın sismik imzaları üzerinde uyguladıkları sonuç görülmektedir. Şekil 4.10’da (a), insan ve atın zaman-frekans dağılımına karşılık gelen serpmme çizimi (scatter plot), (b) ise bu dağılıma LDA uygulandıktan sonra açığa çıkan sonucu göstermektedir. Şekil 4.10 (b)’de, LDA uygulandıktan sonra at ve insana ait spektral bileşenlerin yeterli derecede ayrıldığı görülmektedir ve sınıflandırma başarısını yüksek oranda arttıracak bir öznitelik kümesi elde edildiği söylenebilir.



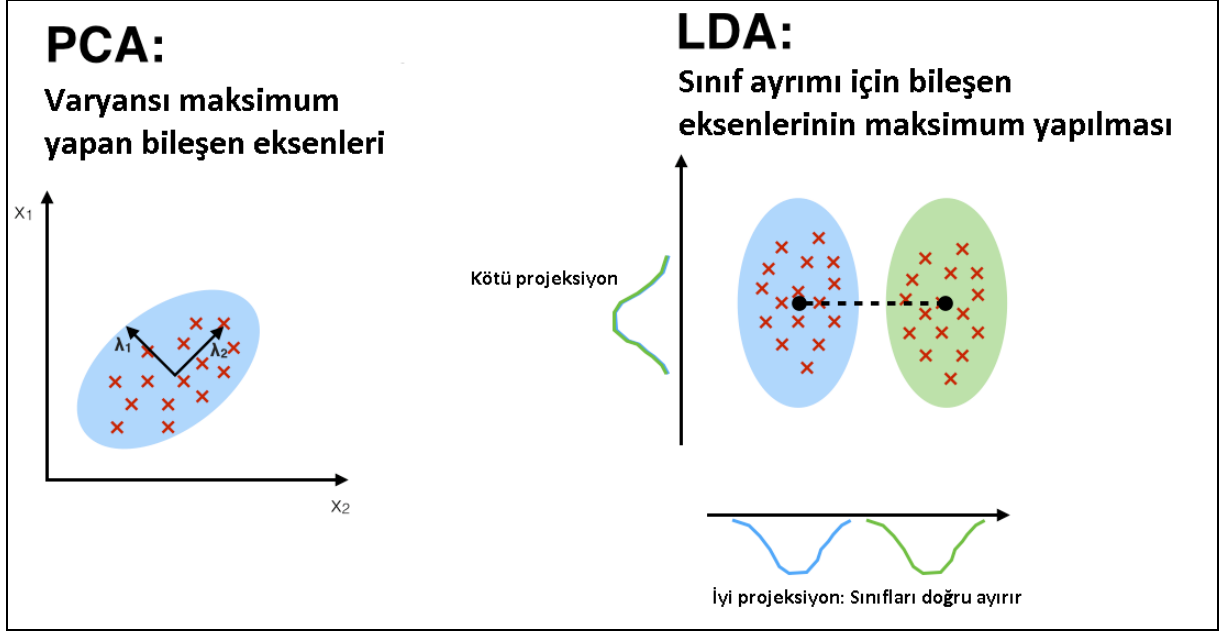
Şekil 4. 10 Doğrusal Ayırma Analizi (LDA)'nin Uygulanması [4]

4.4.5.3 Temel Bileşen Analizi'ne Karşı Doğrusal Ayırma Analizi

LDA ve PCA her ikisi de boyut indirgemede sıklıkla kullanılan doğrusal dönüşüm teknikleridir. PCA sınıf etiketlerini gözardı ettiği için, gözetimsiz (unsupervised) algoritma olarak tanımlanabilir ve amacı bir veri setinde varyansı maksimum yapan yönleri (temel bileşenler olarak adlandırılır) bulmaktır. PCA'ya karşılık LDA, gözetimlidir ve çoklu sınıfların arasındaki ayrımı maksimum yapan eksenleri temsil edecek yönleri hesaplar.

Sınıf etiketleri bilinen bir çoklu sınıf sınıflandırma işlemi için LDA'nın PCA'ya göre üstün olduğu düşünülebilir, fakat durum her zaman böyle değildir. Örneğin, PCA ve LDA kullanımından sonra görüntü tanıma için sınıflandırma doğrulukları arasındaki karşılaştırmalar, eğer sınıf başına örnek sayısı göreceli olarak küçük ise PCA'nın LDA'ya göre üstün olma eğiliminde olduğunu göstermiştir. Pratikte LDA ve PCA kombinasyonunun kullanımı sıklıkla görülür. Örnek olarak boyut indirgeme için PCA'yı takip eden LDA işlemi verilebilir.

Şekil 4.10 PCA ve LDA'yı görsel olarak karşılaştırmaktadır. PCA'da varyansı maksimum yapan eksenler bulunurken, LDA'da ise sınıf ayrımı için bileşen eksenlerinin maksimum yapılması amaçlanmıştır.



Şekil 4. 11 PCA ve LDA'nın karşılaştırılması

4.5 Sınıflandırma Yöntemleri

Bu çalışma kapsamında kullanılan tek sınıflı ve iki sınıflı sınıflandırma yöntemleri ilerleyen bölümlerde verilmiştir.

4.5.1 Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine, SVM) yöntemi temel olarak iki sınıfı en iyi şekilde ayıracak destek vektörleri bulmayı hedefler. Matris çarpımı işlemleri gerektirdiği için, m her iki sınıftaki toplam örnek sayısı olmak üzere eğitim aşaması karmaşıklığı $O(m^3)$ 'tür. Tanıma karmaşıklığı ise, sv destek vektör sayısı olmak üzere $O(sv)$ 'dir. Destek vektör sayısı m ile orantılıdır [2].

SVM, sınıf örnekleri arasındaki kenar boşluğunu (margin) en büyük tutmak ve eğitim verisinin öznitelik vektörleri arasındaki sınıflandırma hatalarını en düşük tutmak için bir hiper düzlem üretir. Veri setleri eğer doğrusal olarak ayrılamaz ise SVM, eğitim örneklerinin bazılarının hiper düzlemin yanlış tarafında bulunmasına izin verir [15].

SVM, sınıf ayrımı kenar boşluğunu en yüksek değere çıkaran, özel bir hiper düzlemin belirlenmesini amaçlayan gözetimli öğrenme (supervised learning) sınıflandırıcısıdır.

SVM standart iki sınıflı doğrusal sınıflandırma algoritması için, aşağıdaki kabüller ışığında işlem yapar:

(a) İki sınıfa ait örnekler, öznitelik uzayında doğrusal olarak ayrılabilir.

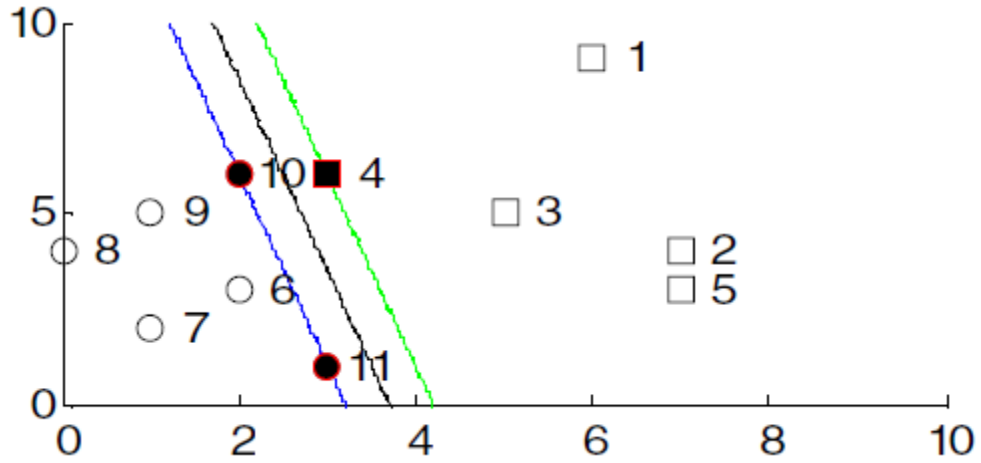
(b) Kenar boşluğunu en büyük yapan bir hiper düzlem veya her sınıfın her bir örnek noktası arasındaki en kısa mesafelerin toplamı ve iki sınıfı ayıran doğrusal bir çizgi mevcuttur.

SVM, “çekirdek eşleştirme” (kernel mapping) olarak bilinen yöntemi uygulayarak, doğrusal olarak ayıramayan örneklerin sınıflandırılmasını gerçekleştirebilir. Çekirdek eşleştirme tekniği, öznitelik uzayındaki öznitelik vektörlerini daha yüksek boyuttaki uzaya dönüştürür, ve bu durumda örnekler doğrusal olarak ayrılabilir.

SVM’in muhtemel dezavantajları, eğitiminin zaman alıcı ve bellek ihtiyacının da fazla olabilmesidir. SVM, kapalı mekan akustik olayların sınıflandırılması ve taşımacılık endüstrisinde otomatik ağaç durumu izleme gibi çeşitli uygulamalarda kullanılmıştır [16].

Destek Vektör Makinaları, pozitif ve negatif örnekleri bilinen bir uzayı ikiye bölen en iyi hiper-düzlemi bulmaya çalışır.

Hiper-düzleme en yakın pozitif ve negatif örnekler arasındaki mesafe, kenar boşluğu olarak adlandırılır ve Şekil 4.12’de görüldüğü gibi SVM, bu mesafeyi en uzak yapan destek vektörlerini bulmaya çalışır. Bu şekilde siyah noktalar destek vektörlerini, paralel doğrular ise iki sınıfı birbirinden ayıran hiper-düzlemi göstermektedir. SVM tarafından kullanılan çekirdek fonksiyonları giriş uzayını yüksek seviyeli uzaya dönüştürerek normalde doğrusal olmayan eğrilerle çözülmesi gereken uzayı hiper-düzlem kullanarak ikiye ayırabilir. İdeal durumlarda bu ayırım birbiriyle örtüşmeyen iki sınıfı oluşturur [17].



Şekil 4. 12 SVM ile sınıflandırma [17]

Veri madenciliğinin görevlerinden biri olan sınıflandırma probleminin çözümü için geliştirilmiş önemli makine öğrenimi algoritmalarından biri Destek Vektör Makineleri'dir. Literatürde Destek Vektör Makineleri'nin diğer birçok tekniğe göre daha başarılı sonuçlar verdiği kanıtlanmıştır. Destek Vektör Makineleri'nin uygulanması sürecinde çekirdek fonksiyonu seçimi ve parametre optimizasyonu önemli rol oynamaktadır.

4.5.2 Doğrusal Ayırma Analizi

Doğrusal Ayırma Analizi (LDA) boyut indirgemedede kullanıldığı gibi sınıflandırma yöntemi olarak ta kullanılmaktadır. Bölüm 4.4.5.2'de LDA'dan bahsedilmiştir.

LDA, Fisher'in lineer diskriminantının genelleştirilmiş halidir. LDA nesneleri veya durumları iki veya daha fazla sınıfa ayıran veya karakterize eden lineer öznitelik kombinasyonlarını bulmak için istatistik, örüntü tanıma ve makine öğrenmesinde kullanılan bir metottur. Elde edilen kombinasyon, lineer sınıflandırıcı olarak veya daha çok sınıflandırmadan önce veya sonra boyut indirgeme için kullanılabilir [21].

4.5.3 Destek Vektör Veri Tanımlama

Tax ve Duin tarafından [19] 2004 yılında önerilen destek vektör veri tanımlama (Support Vector Data Description, SVDD), bir veri kümesi etrafında küre şeklindeki sınırı

bulmayı amaçlayan bir modeldir. Verilen eğitim veri kümesi $x_i \in R^n$, $i=1,...,l$ aşağıdaki optimizasyon problemini çözer.

$$\min_{R, \alpha, \xi} R^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i$$

$$\|\phi(x_i) - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \quad i=1,...,l, \quad (4.21)$$

$\xi_i \geq 0$, $i=1,...,l$, olmak üzere.

Burada ϕ , veriyi daha yüksek bir boyutsal uzaya eşleştiren fonksiyon, $C > 0$ kullanıcı tanımlı bir parametredir. İfade (4.21) çözüldükten sonra, hiperküresel bir model, a merkezi ve R yarıçapı ile karakterize edilir. Aşağıdaki koşul sağlanır ise test örneği x uç değer (outlier) olarak tespit edilir.

$$\|\phi(x) - a\|^2 > R^2$$

Veri eşlemeden sonra a 'daki çok sayıdaki değişkenden dolayı, Tax ve Duin sonraki çifte problemini çözmeyi düşündüler.

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^l \alpha_i Q_{i,i} - \alpha^T Q \alpha$$

$$e^T \alpha = 1, \quad (4.22)$$

$0 \leq \alpha_i \leq C$, $i=1,...,l$, olmak üzere.

$e = [1, ..., 1]^T$, $\alpha = [\alpha_1, ..., \alpha_l]$ ve Q çekirdek matrisi şu şekildedir;

$$Q_{i,j} = \phi(x_i)^T \phi(x_j), \quad \forall 1 \leq i, j \leq l$$

İfade (4.22) problemi, destek vektör makinesi çifte problemine çok benzerdir ve SVM için mevcut olan optimizasyon yöntemleri ile çözülebilir.

SVDD, el yazısı rakam tanıma, yüz tanıma, örüntü gürültü giderme ve aykırılık tespiti gibi farklı birçok alanda uygulanmaktadır [18].

Veri domeni tanımı, bir veri kümesinin karakterizasyonu ile ilgilenir. İyi bir tanım tüm hedefleri kapsar fakat gereksiz uzayı içermez. Bir veri kümesi sınırı, orijinal veriyi veya

uç deęerleri tespit etmek için kullanılabilir. SVDD, veri kümesi etrafında küre şeklinde bir sınır elde eder ve dięer çekirdek fonksiyonlarını kullanarak esnek olabilecek Destek Vektör Sınıflandırıcı'ya benzerdir. Yöntem, eğitim setindeki uç deęerlere karşı güçlü yapıya sahiptir ve negatif örnekler kullanarak tanıımı sağlamlaştırabilir [19].

Makine öğrenmesi yöntemlerinde en kritik problemlerden biri aşırı öğrenmedir (overfitting). Aşırı öğrenme problemi, görünmez veride modelin doğruluğunun zayıf iken eğitim doğruluğunun mükemmel olduęu durumdur. Bu problem, özellikle büyük veri kümesi parametrelerinin bulunduęu karmaşık modellerde daha büyüktür. SVDD, tek sınıf sınıflandırma problemlerinde maksimum kenar boşluğunu (margin) elde ederek yüksek genelleştirme performansına sahip olan, SVM'in farklı bir halidir [20].

DENEYSEL ÇALIŞMALAR

5.1 Yöntem

Sinyalin kaydedilmesinden sınıflandırmaya kadar giden süreçte sismik işaret, birçok aşamadan geçmektedir. Bu çalışmada işaretin sınıflandırılması amacı ile işaretin geçirdiği aşamalar ve kullanılan yöntemler Şekil 5.1’de gösterilmektedir. Şekil 5.1’de altı aşama görülmektedir. Her bir fazda kullanılabilecek yöntemler şekilde verilmiştir. Burada verilen her bir fazın işarete uygulanması zorunlu değildir, bazıları atlanabilir. Örneğin sismik işaret gerekenden fazla örnekleme hızında örneklenmiş ise işlem yükünü ve bellek gereksinimini düşürmek için bu işlem yapılabilir veya aksi durumlar için bu işlem atlanabilir. Aynı şekilde boyut indirgeme daha önceki bölümlerde bahsedilen faydalarından dolayı yapılması gerekiyor ise bu işlem uygulanabilir, aksi durumlarda atlanabilecek bir işlemdir. Burada şu hususu da hatırlatmak gerekir; boyut indirgeme aynı zamanda bir öznitelik çıkarma işlemidir. Fakat bizim çalışmamızda öznitelik çıkarma örneğin STFT ve PCA’nın uygulandığı iki aşamalı bir işlem olduğu için boyut indirgemeyi zorunlu olmayan ayrı bir işlem olarak gösterdik. Bunların dışında, DC bileşenin çıkarılması ve gürültü giderme işlemleri de duruma bağlı olarak yapılacak işlemlerdir, fakat genelde olmazsa olmaz işlem aşamalarıdır. Son olarak öznitelik çıkarma ve sınıflandırma fazları bütün sistemin bel kemiğini oluşturur. Makine öğrenmesinde hedef belirleme veya sınıflandırmada, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma temel olarak yapılan ve anılan iki işlemdir.



Şekil 5. 1 Sinyal işleme aşamaları ve yöntemler

Bu tez çalışması, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma yöntemleri üzerine çalışmalarını yoğunlaştırmıştır. Öznitelik çıkarma ve sınıflandırma işlemleri her ne kadar sistemin ana omurgasını oluştursa da bunların dışında kalan aşamalar bunları önemli manada destekleyici niteliktedir. Buradaki aşamaları bir halka zincir olarak düşünmek gerekir. Örneğin gürültülerin iyi süzülmediği bir işaretin öznitelikleri de yeterli kalitede olmayacaktır. Öznitelikleri iyi olmayan bir veri kümesinin etkisi, sınıflandırma performansına olumsuz yönde yansımaya sebep olacaktır. Bu açıdan her aşamaya ayrı bir önem verilmelidir. Daha önce yapılmış çalışmalara bakıldığında da burada kullanılan bazı aşamaların başlı başına bir tez konusu olduğu görülmektedir. Örneğin boyut indirgeme üzerine yapılmış tez niteliğinde çalışmalar mevcuttur.

Jeofon sensörü ile kaydedilen işlenmemiş sinyaller, DC bileşen çıkarma, gürültü giderme, normalizasyon işlemlerinden geçirildikten sonra öznitelik fonksiyonlarına

sokulur. Öznitelik fonksiyonları, öznitelik vektör veya matrislerini oluşturur. Bu öznitelik veri kümesi daha sonra sınıflandırıcıya verilerek sistemin eğitilmesi sağlanır. SVDD gibi tek sınıflı yöntemde, sınıflandırıcıya, tek sınıfa ait veri kümesi verilirken, SVM veya LDA gibi iki sınıflı yöntemde, sınıflandırıcıya, her iki sınıfa da ait veri kümesi, etiketleri ile birlikte verilir. Çalışmamızda kullandığımız, matris olarak elde edilen STFT öznitelikleri, vektörlere dönüştürülür. Çünkü sınıflandırıcıya her bir sınıf örneği için bir vektör satır veya sütun verilmelidir. Matrisi vektöre çevirmek için kuantalama gibi birtakım yöntemler mevcuttur. Fakat biz burada sade bir şekilde, matris satırlarını birbirine ekleyerek tek satır bir vektör (tek boyutlu bir dizi) oluşturduk. Bu şekilde her bir STFT matrisi vektöre dönüştürülerek tek bir sınıf örneği olarak sınıflandırıcıya hazır hale gelmiş oldu. Bu işlemi her bir örnek için gerçekleştirdik. İlerleyen bölümlerde STFT'nin görselleştirilmesi ile ilgili bir örnek grafik verilmiştir.

5.2 Sismik İşaretin Kaydedilmesi

At ve insana ait adımların zeminde oluşturdukları sismik işaretler incelendiğinde birbirlerine benzedikleri görülmüştür. Bu sebepten at ve insan adımlarını ayırt etmek nispeten zordur. Bu alanda yapılan deneysel çalışmalarda çoğunlukla atların kullanıldığı görülmüştür. Bunun sebebi sismik işaretin kaydı esnasında atların komuta edilmesinin kolay olması ve atların ağırlıklarından dolayı oluşturdukları sismik işaretlerin belirgin olmasıdır. Burada yapılan deneysel çalışmalarda da at ve insana ait sismik işaretler kullanılmıştır. Sismik işaretler, insan ve at yürüyüşü ile oluşan zemin titreşimlerinin bir jeofon ve veri toplama ünitesi aracılığıyla bilgisayar ortamına aktarılması ile elde edilmiştir.

Sismik kayıt için jeofon sensörü kayıt alınacak zemine dikey olarak saplanmıştır. Jeofon, veri toplama kartına BNC konnektör üzerinden, veri toplama kartı da bilgisayara USB üzerinden bağlanmıştır. Hedef, sensöre belli bir mesafe uzaklıktan başlayarak sensöre doğru yürütölmeye başlanmıştır. Hareket boyunca MATLAB ortamında 5 ve 10 saniyelik kayıt işlemleri gerçekleştirilmiştir. Sismik işaretler, daha kolay işlenebilmeleri ve belirli yazılımlar ile incelenebilmeleri için standart “.wav” dosya formatında kaydedilmiştir.

Kayıtlar, at ve insan olmak üzere iki farklı sismik kaynaktan alınmıştır. Şekil 5.2, beton zemin üzerinde yapılan bir çalışmada kullanılan ekipmanları göstermektedir.



Şekil 5. 2 Kayıt alma sistemi

Zemine dik olarak kazık şeklinde çakılan tek yönlü jeofon sensörü Şekil 5.3’de görülmektedir. Bu çalışmada GS-20DX muadili bir jeofon sensörü kullanılmıştır. Jeofon



Şekil 5. 3 Jeofonun kum zemine gömülmesi

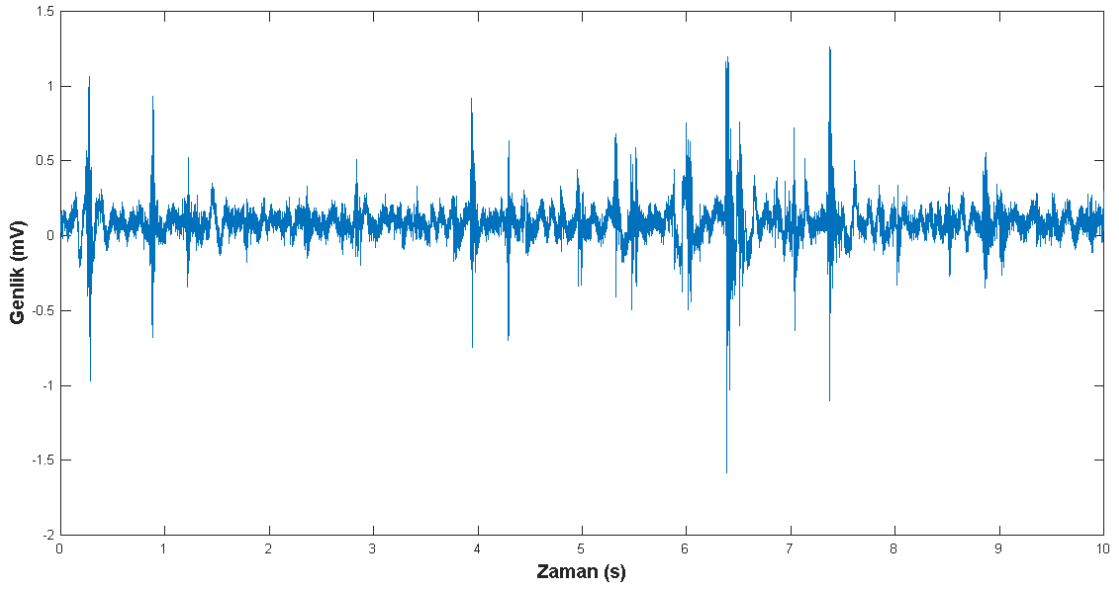
yaklaşık 2 metrelik bir kablo ile veri toplama ünitesine BNC konnektör ile bağlanmıştır.

At, yürüyüşü esnasında ağırlığından dolayı güçlü bir sismik işaret oluşturduğundan bu alanda yapılan çalışmalarda tercih edilmektedir. Kayıt esnasında at dışında yürüyen insanın olmamasına dikkat edilmiştir. Bu yüzden atı komuta eden kişinin atın üzerinde olması sağlanmıştır. Şekil 5.4'te kayıt işlemi esnasında atın sensöre yakın mesafede yürüyüşü görülmektedir.



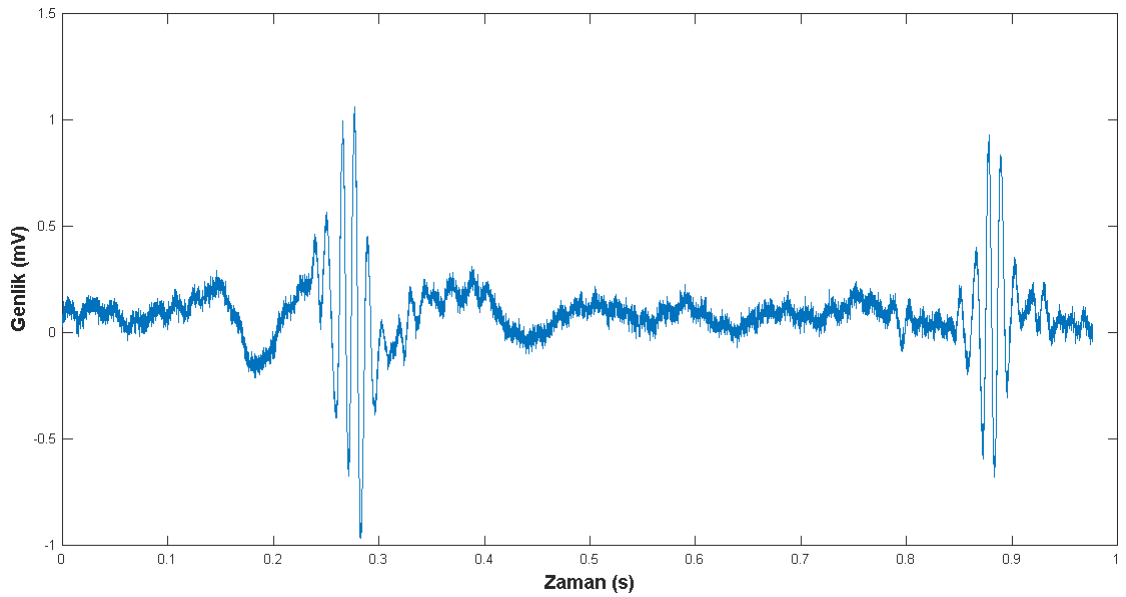
Şekil 5. 4 At sensöre yakın mesafeden geçerken

Şekil 5.5'te, atın yürüyüşü esnasında kum zemin üzerinden alınan sismik kayıtlarda, yürüyüş adımlarına ait darbeler çıplak gözle ayırt edilebilmektedir. Sismik işaret incelendiğinde, sismik kaynak hedefe yaklaştıkça genliğin arttığı görülmektedir. Yere gömülü sensöre yaklaşılarak ilerleyen atın uzak mesafede ve yakın mesafede oluşturduğu genlik seviyeleri farkı sismik işaretlerde farkedilmektedir.



Şekil 5. 5 Kum zemin üzerinde at yürüyüşüne ait sismik işaret

Şekil 5.6'da Şekil 5.5'e ait sismik işaretin ilk bir saniyelik dilimine ait yakınlaştırılmış işaret görülmektedir. Zeminde ölçülen sismik işaret içerisinde gürültü miktarı fazla olmasına rağmen yürüyüş adımlarına ait zamanlar dilimleri ayırt edilebilmektedir.



Şekil 5. 6 Kum zemin üzerinde yakınlaştırılmış at yürüyüşü

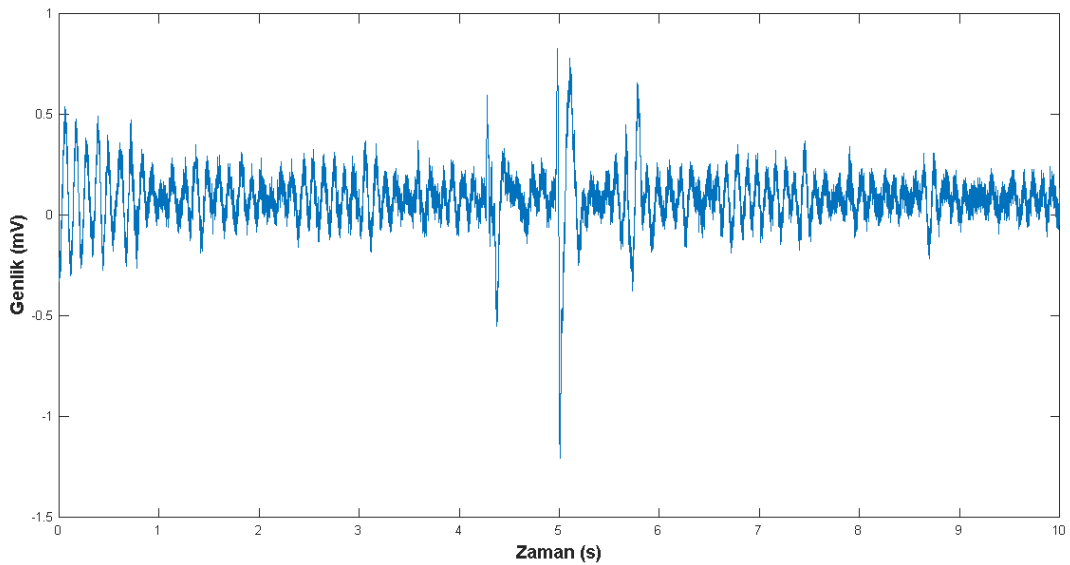
Aynı zemin üzerinde insan adımına ait zemin titreşimleri de kayıt altına alınmıştır. Kum zeminde sismik işaretin daha çabuk sönümlendiği ve sismik gürültünün daha fazla olduğu gözlemlenmiştir. Bu açıdan kum zemin üzerinde adım tespiti yapmak nispeten

zordur. Beton zeminde kaydedilen sismik işaretlerin daha uzak mesafelere ulaştığı, sismik gürültünün daha az olduğu ve adım darbelerinin sismik işaretle daha belirgin olduğu gözlemlenmiştir. Şekil 5.7’de insan adımlarının kaydı esnasında çekilmiş bir fotoğraf görülmektedir.



Şekil 5. 7 Sensöre yakın mesafede insan yürüyüşü

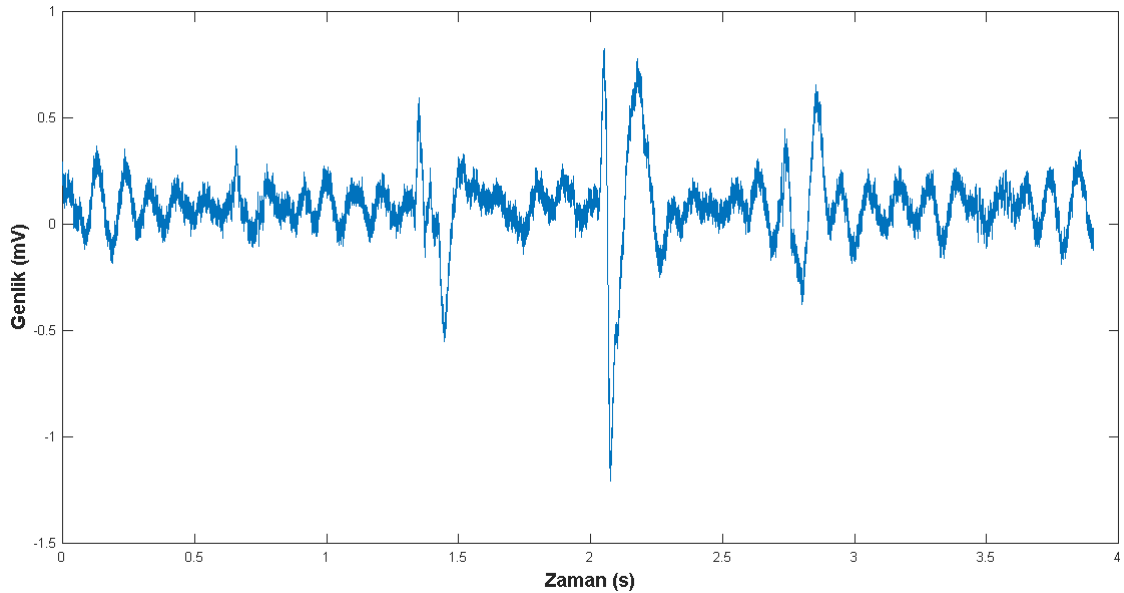
Şekil 5.8’de, insanın yürüyüşü esnasında kum zemin üzerinden alınan sismik kayıtlarda, yürüyüş adımlarına ait darbeler ait zaman dilimleri ayırt edilebilmektedir. Alınan sismik kayıta çok fazla gürültü olduğu gözlemlenmiştir. Bu gürültülerin, adımların oluştuğu



Şekil 5. 8 Kum zemin üzerinde insan yürüyüşü

anlarda adım pikleri tarafından sönümlendiği/bastırıldığı gözlemlenmiştir.

Şekil 5.9'da Şekil 5.8'e ait sismik işaretin 3. ve 7. saniyeleri arasındaki dilime ait yakınlaştırılmış işaret görülmektedir. Aynı şekilde ölçülen sismik işaret içerisinde bozucu etkiler görülmektedir. Buna rağmen yürüyüş adımlarına ait zaman dilimleri ayırt edilebilmektedir.



Şekil 5. 9 Kum zemin üzerinde yakınlaştırılmış insan yürüyüşü

5.3 Gürültü Giderme

Yapılan deneysel çalışmalarda sismik işarete bozucu etkiye sahip gürültülerin olduğu görülmüştür. Bu açıdan gürültü giderme yönteminin performansı önem arz etmektedir. Gürültü giderme yöntemi olarak alçak geçiren filtre, yüksek geçiren filtre, band geçiren filtre, sabit eşik, adaptif eşik yöntemleri kullanılabilir. Bunların dışında gürültü gidermede etkin bir yöntem olan ve sıklıkla kullanılan dalgacık gürültü giderme mevcuttur.

Sismik işaretlerin karakteristikleri zemin yapısına göre değişiklik gösterebilir. Farklı zeminlerde alınan sismik işaretlere uygulanması gereken gürültü giderme yöntemleri de farklı olabilir. Bu durumda adaptif gürültü giderme yöntemleri iyi bir tercihtir. Adaptif gürültü giderme yöntemleri duruma özel davrandığı için tercih edilebilirdi. Fakat bu çalışma sismik işaretlerin sınıflandırılmasını merkeze aldığı için gürültü

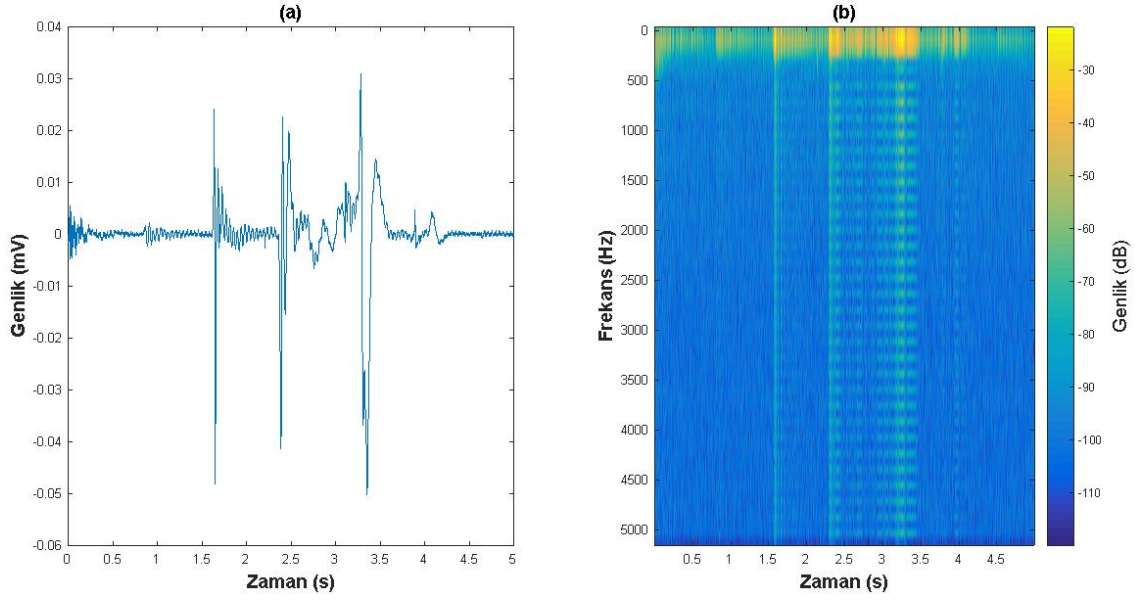
giderme için tek bir yöntem seçilmiştir. Bu çalışmada dalgacık gürültü giderme yöntemi kullanılmıştır.

Gürültü giderme yöntemlerinin ve kullanılan gürültü giderme katsayılarının sonuca etkileri görülmüştür. Gürültü giderme esasen bozucu etkileri ortadan kaldırmayı amaçlasa da, optimum bir yöntem ve katsayı uygulanmadığı zaman işaretin özniteliklerini de bozduğu görülmüştür. Bu çalışmada en iyi sonucu veren filtre parametreleri denemeler yapılarak elde edilmiştir.

5.4 Öznitelik Çıkarma

Sismik sensörler ile kaydedilen insan ve hayvan yürüyüş adım imzaları, doğaları gereği durağan olmayan sinyallerdir. Durağan olmayan sinyalleri analiz etmek için zaman-frekans temsillerini kullandık. Zaman-frekans analizinin amacı hangi zaman diliminde hangi frekans bileşeninin olduğunu tespit etmektir. Zaman frekans analiz işlemi sonucunda zaman domeninde tek boyutlu olan işaret iki boyutlu (zaman, frekans) işarete dönüştürülür. Bu amaçla en sık kullanılan yöntemlerden bir tanesi STFT'dir.

Burada yapılan çalışmalarda öznitelik yöntemi olarak kısa zamanlı fourier dönüşümü (STFT), dalgacık (wavelet) dönüşümü ve basıklık (kurtosis) kullanılmıştır. En iyi başarı STFT ile elde edilmiştir. Önceki bölümlerde bahsedilen, STFT'nin bir türevi olan WV (Wigner-Ville) dağılımı ile daha başarılı sonuçlar elde edildiğini gösteren çalışmalar da mevcuttur.



Şekil 5. 10 STFT grafiği

Şekil 5.10 (a)'da insan yürüyüşüne ait zaman-genlik grafiği ve (b)'de bu işaretin STFT grafiği verilmiştir. Dikkat edilirse zaman-genlik grafiğinde, adım sinyallerine denk gelen zaman dilimlerinde, STFT grafiğinde aynı zaman dilimlerinde adım frekans bileşenleri ayırt edilebilmektedir. STFT zaman bilgisini korurken aynı zamanda frekans bileşenlerini de vermektedir.

5.5 Sınıflandırma

Sismik işaret, sınıflandırma öncesinde gürültü giderme, boyut indirgeme, öznelilik çıkarma işlemlerine tabi tutulmaktadır. Öznelilik çıkarma ve sınıflandırma aşamasında farklı öznelilikler ve farklı sınıflandırıcılar ile farklı sonuçlar elde edildiği görülmüştür.

Sınıflandırma yöntemi olarak iki sınıflı doğrusal ayırma analizi (LDA), destek vektör makinaları (SVM) ve tek sınıflı destek vektör veri tanımı (SVDD) kullanılmıştır. Yapılan sınıflandırma çalışmalarında at ve insan ayırma %83'lere varan sonuçlar elde edilmiştir. Örnek sayısının arttırılması ile başarı oranının da artacağı bilinmektedir. Sınıflandırma yöntemi önemli olduğu kadar, sınıflandırmada kullanılan öznelilik seçimi de bir o kadar önemlidir. Bununla birlikte sınıflandırma başarısını etkileyen birçok faktör vardır. Sensör seçiminin doğru yapılması, ölçüm sisteminin sismik frekansa

uygun olması, boyut indirgeme, gürültü süzme işlemleri, sonucu doğrudan etkileyen faktörler arasındadır.

Burada yapılan deneysel çalışmalarda üzerinde durulan ilk çalışma at ve insanın ayırt edilmesidir. Bunun yanında insan-insan ayrımı ve tekil-çoğul insan ayrımı üzerine de denemeler yapılmıştır.

5.5.1 İnsan-At Sınıflandırma

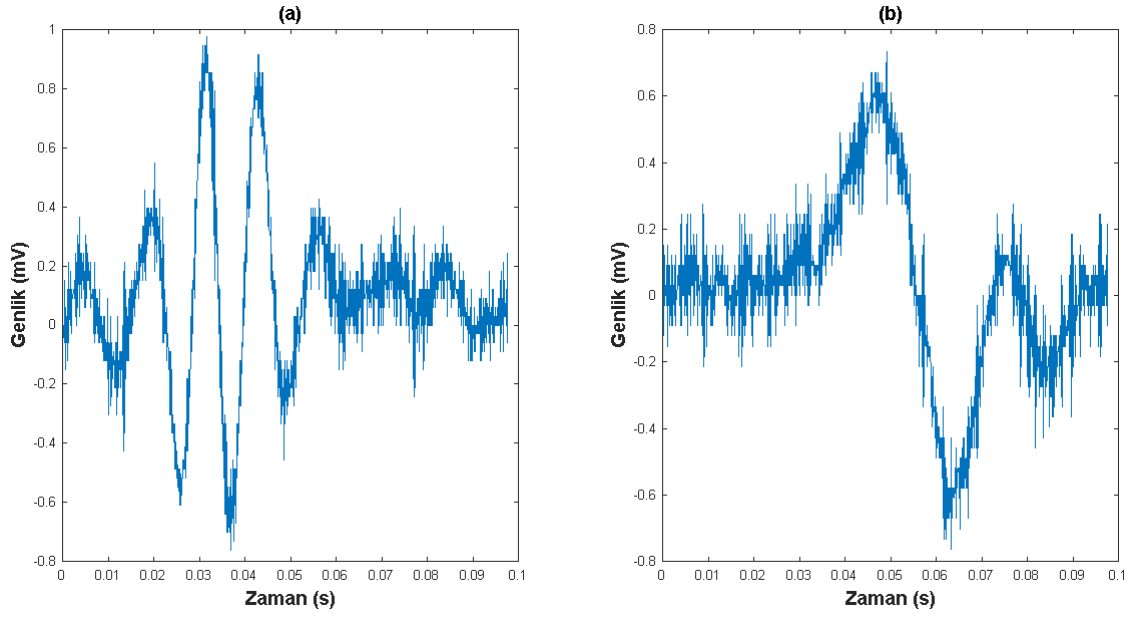
At ve insana ait farklı sismik veriler ile yapılan sınıflandırma sonuçları Çizelge 5.1’de paylaşılmıştır. Sismik kayıtlar farklı süreler ile alınarak, sınıflandırmada da farklı uzunluklara ait sismik işaretler ile sınıflandırma yapılmıştır. Beş saniyelik bir sismik kayıt içerisinde birden fazla adım bulunabilir. Sınıflandırmada içerisinde birden fazla adım bulunan sismik kayıtlar ile sınıflandırma yapılmıştır. Bununla birlikte içerisinde sadece bir adım bulunan sismik kayıt ile de ayrı bir sınıflandırma çalışması denenmiştir.

Çizelge 5. 1 İnsan-at sınıflandırma sonuçları

Sınıf - Örnek Sayısı		Öznitelik	Sınıflandırma Yöntemi	Başarı Oranı
İnsan -25	At-15	STFT	LDA	% 82
İnsan - 30	At-20	STFT	LDA	% 80
İnsan - 30	At-20	STFT	SVM	% 70
İnsan - 30	At-20	STFT	SVDD	% 68

Sonuç itibariyle en yüksek başarının STFT-LDA ikilisinde elde edildiği deney sonuçları ile görülmüştür. Fakat burada dikkat çeken bir nokta ikinci satırda örnek sayısı daha yüksek olmasına rağmen sınıflandırma başarısının düşük olmasıdır. Bu da eklenen örneklerin sınıfı iyi yansıtmadığı sonucunu doğurmaktadır.

Şekil 5.11’de deneysel çalışmada kaydedilmiş at ve insana ait yürüyüş adım sinyalleri görülmektedir.



Şekil 5. 11 (a) At ve (b) insan yürüyüş adım sismik sinyalleri

5.5.2 İnsan-İnsan Sınıflandırma

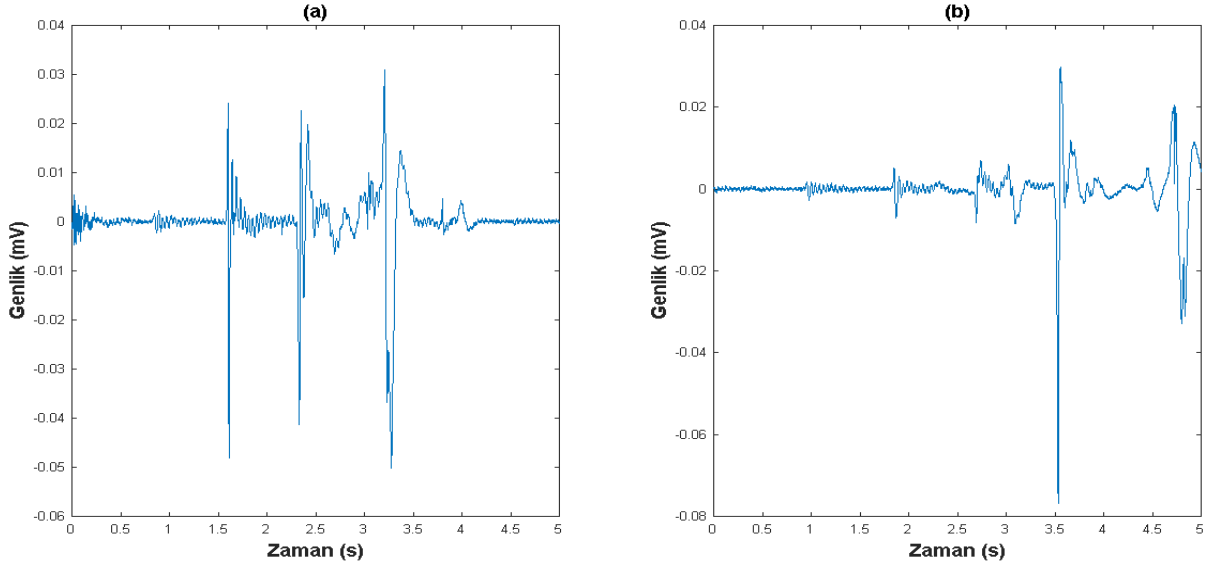
Çalışmanın bu kısmında iki farklı kişinin yürüyüşleri jeofon sensörü ile kaydedilmiştir. Bu kayıtlar ile yapılan sınıflandırma sonuçları Çizelge 5.2’de paylaşılmıştır.

İki farklı insan ve aynı zemin üzerinde her birinden 50 adet olmak toplamda 100 adet kayıt alınmıştır. Her bir kayıt yaklaşık 5 saniyelik ve içerisinde 4-5 adım bilgisi içermektedir. 100 adet örneğin her bir sınıftan 10 olmak üzere toplam 20 adet örnek eğitim sınıfı geri kalan 80 adet örnek test sınıfı olarak seçilmiştir. Burada da en iyi sonuç LDA ile elde edilmiştir. İnsan-insan ayrımında SVDD ile elde edilen başarı oranının düşük olduğu görülmektedir.

Çizelge 5. 2 İnsan-insan sınıflandırma sonuçları

Sınıf - Örnek Sayısı		Öznitelik	Sınıflandırma Yöntemi	Başarı Oranı
İnsan A - 50	İnsan B - 50	STFT	LDA	% 74
İnsan A - 50	İnsan B - 50	STFT	SVM	% 69
İnsan A - 50	İnsan B - 50	Kurtosis	SVDD	% 58

Şekil 5.12’de iki farklı insana ait yürüyüş sismik sinyalleri görülmektedir.



Şekil 5. 12 İki farklı insan yürüyüş sismik sinyalleri

5.5.3 Tekil-Çoğul İnsan Sınıflandırma

Sismik yürüyüş tespitinin uygulama alanlarından bir tanesi sınır güvenliğidir. Bu amaçla hedef tespit sisteminin insan sayısı ile ilgili bilgi vermesi anlamlı olacağı için insan sayısı tespiti üzerine de denemeler yapılmıştır.

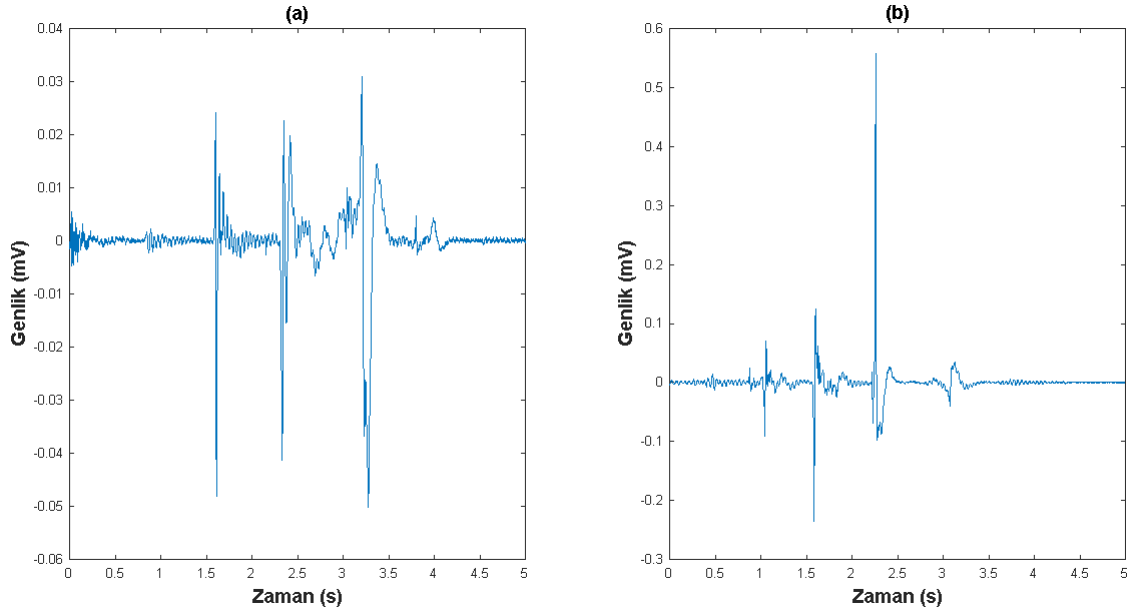
Yapılan deneysel çalışmada 1 insan - 2 insan, 2 insan - 3 insan gibi farklı kombinasyonlar ile aynı zemin üzerinde her birinden 50 adet olmak toplamda 100 adet kayıt alınmıştır. 100 adet örneğin her bir sınıftan 10 olmak üzere toplam 20 adet örnek eğitim sınıfı geri kalan 80 adet örnek test sınıfı olarak seçilmiştir.

Yapılan deneysel çalışmaların sonuçları Çizelge 5.3’te paylaşılmıştır.

Çizelge 5. 3 Tekil-çoğul insan sınıflandırma sonuçları

Sınıf - Örnek Sayısı		Öznitelik	Sınıflandırma Yöntemi	Başarı Oranı
1 kişi - 50	2 kişi - 50	STFT	LDA	% 96
1 kişi - 50	3 kişi - 50	STFT	LDA	% 99
2 kişi - 50	3 kişi - 50	STFT	LDA	% 93
1 kişi - 50	3 kişi - 50	STFT	SVM	% 100
1 kişi - 50	3 kişi - 50	STFT	SVDD	% 67.5

Şekil 5.13'te 1 kişi ve 3 kişiye ait yürüyüş sismik sinyalleri görülmektedir.



Şekil 5. 13 (a) 1 kişi (b) 3 kişi yürüyüş sismik sinyalleri

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez kapsamında yapılan deneysel çalışmalarda örnek sayısı az olmasına rağmen pozitif sonuçlar elde edilmiştir. Bu sonuçlar sismik hedef tespit sisteminin uygulanabilirliği konusunda fikir vermektedir. Örnek sayısının artırılması, alternatif sensörlerin kullanımı, daha etkin yöntemlerin kullanılması ile nihayi başarının artacağı görülmektedir.

Sismik hedef tespit sistemi, uygulama anlamında yeni sayılabilecek bir konu olmasına rağmen, önü açık bir çalışma alanı olduğu söylenebilir. Mevcut hedef tespit sistemlerine alternatif veya destekleyici niteliktedir. Hali hazırda kullanılan sistemlerin yetersiz kaldığı bazı durumlarda sismik hedef tespit sistemi avantajlarından dolayı tercih edilebilir. Bunun yanında sismik işaretler doğaları gereği ve bulundukları çevresel koşullar nedeni ile fazlaca bozucu etkilere maruz kalmaktadırlar. Bu nedenden, sismik işaret işleme zorlayıcı bir problemdir. Sismik işaretler çevresel gürültüler ile birlikte bulunmasına rağmen, etkin yöntemler sonrasında hedef tespitinde başarılı sonuçlar elde edildiği görülmüştür. Sismik hedef tespitinde sistemin her halkası titizlikle ele alınması gerekir. Sensör seçiminden sensörün zemine monte edilmesine, gürültü gidermeden sınıflandırmaya her aşama sistemin başarısını doğrudan etkilemektedir.

Her ne kadar bu çalışma daha çok insan varlığını algılamayı amaçlamış ise de, bundan sonra yapılabilecek çalışmalarda bunun daha ötesine geçilerek bu teknolojiyi farklı uygulama alanlarında kullanmak mümkün gözükmemektedir. Sismik hedef tespit sistemi, yer tespiti, kimlik tespiti, kişi sayısı tespiti, yürüyüş analizi ile sağlık kontrolü vb. uygulamalarda kullanılabilir. Sismik hedef tespiti güvenlik uygulamalarında da

kullanılmaktadır. Bu alanda yapılan alıřmalar sismik sistemlerin, zellikle sınır hatları, havaalanı, askeri blgeler gibi nemli yerlerin gvenlięinin saęlanması kullanılabileceęini belirtmektedir.

Bu alıřmanın bilim dnyasına katkı saęlamasını ve bundan sonra bu alanda yapılacak alıřmalara ışık tutmasını umut ediyoruz.

KAYNAKLAR

- [1] Eskikale, T., ve Kara, T., "Uzaktan İnsan Algılama ve Verilerin İşlenmesi."
- [2] Özgündüz, E., vd., (2010). "Vehicle identification using acoustic and seismic signals." Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2010 IEEE 18th. IEEE.
- [3] Ermiş, A., Yurttadur, A.A. ve Karaçay, T., (2010). "Zemin Titreşimleri Ölçümü ve Analizi ile İnsan Hedeflerinin Tespiti. "Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi 30.2.
- [4] Mehmood, A., Vishal, M.P. ve Damarla, T., (2012). "Discrimination of bipeds from quadrupeds using seismic footstep signatures." Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International. IEEE.
- [5] Schumer, S., (2011). "Analysis of human footsteps utilizing multi-axial seismic fusion." Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011 IEEE International Conference on. IEEE.
- [6] Park, H.O., Alireza, A.D., ve Berger, T.W., (2009). "Cadence analysis of temporal gait patterns for seismic discrimination between human and quadruped footsteps." Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009. ICASSP 2009. IEEE International Conference on. IEEE.
- [7] Xing, H., Li, F. ve Liu, Y., (2007). "Wavelet denoising and feature extraction of seismic signal for footstep detection." Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2007. ICWAPR'07. International Conference on. Vol. 1. IEEE.
- [8] Succi, G.P., vd., (2001). "Footstep detection and tracking." Aerospace/Defense Sensing, Simulation, and Controls. International Society for Optics and Photonics.
- [9] Iyengar, S.G., Pramod, K.V., ve Damarla, T., (2007). "On the detection of footsteps based on acoustic and seismic sensing." 2007 Conference Record of the Forty-First Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers.
- [10] Peck, L., ve Lacombe, J., (2007). "Seismic-based personnel detection." Security Technology, 2007 41st Annual IEEE International Carnahan Conference on. IEEE.

- [11] Houston, K.M., ve McGaffigan, D.P., (2003). "Spectrum analysis techniques for personnel detection using seismic sensors." AeroSense 2003. International Society for Optics and Photonics.
- [12] Tian, Y., Hairong, Q., ve Wang, X., (1999, 2002). "Target detection and classification using seismic signal processing in unattended ground sensor systems." IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Vol. 4. IEEE.
- [13] Pakhomov, A., vd., (2003). "Seismic footstep signal characterization." AeroSense 2003. International Society for Optics and Photonics.
- [14] Biricik, G., (2012). "Comparing the impacts of dimension reduction methods that use class labels on text classification." Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2012 20th. IEEE.
- [15] Jin, X., vd., (2011). "Symbolic dynamic filtering of seismic sensors for target detection and classification." American Control Conference (ACC), 2011. IEEE.
- [16] Evans, N., (2010). "Automated Vehicle Detection and Classification Using Acoustic and Seismic Signals."
- [17] Danişman, T., ve Alpkocak, A., (2007). "Speech vs Nonspeech Segmentation of Audio Signals Using Support Vector Machines." Signal Processing and Communications Applications, 2007. SIU 2007. IEEE 15th. IEEE.
- [18] Chang, W., Lee, C., ve Lin, C., (2013). "A Revisit to Support Vector Data Description." Documents in the CiteSeerx database.
- [19] Tax, D., ve Duin, R., "Support vector data description." Machine learning 54.1 (2004): 45-66.
- [20] Kim, Sa., Choi, Y., ve Lee, M., (2015). "Deep learning with support vector data description." Neurocomputing 165: 111-117.
- [21] Wikipedia contributors, (2016). "Linear discriminant analysis." Wikipedia, The Free Encyclopedia. Wikipedia, The Free Encyclopedia, 29 Mar. 2016. Web. 27 Apr.
- [22] Mehmood, A., ve Damarla, T., (2013). "Kernel non-negative matrix factorization for seismic signature separation." Journal of Pattern Recognition Research 8.1: 13-25.
- [23] Choe, H.C., vd., (1996). "Wavelet-based ground vehicle recognition using acoustic signals." Aerospace/Defense Sensing and Controls. International Society for Optics and Photonics.
- [24] Gramann, R.A., Bennett, M.B., ve O'Brien T.D., (1999). "Vehicle and personnel detection using seismic sensors." Enabling Technologies for Law Enforcement and Security. International Society for Optics and Photonics.
- [25] Succi, G.P., vd., (2000). "Problems in seismic detection and tracking." AeroSense 2000. International Society for Optics and Photonics.

- [26] Pakhomov, A., vd., (2003). "A novel method for footstep detection with extremely low false alarm rate." AeroSense 2003. International Society for Optics and Photonics.
- [27] Faghfour, A.E., ve Frish, M.B., (2011). "Robust discrimination of human footsteps using seismic signals." SPIE Defense, Security, and Sensing. International Society for Optics and Photonics.
- [28] Ranger, E.R., (2003). Demonstration system for a low-power seismic detector and classifier. Diss. Massachusetts Institute of Technology.
- [29] Ying, H., vd., (2007). "Automatic step detection in the accelerometer signal." 4th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2007). Springer Berlin Heidelberg.
- [30] Bland, R.E., (2006). Acoustic and seismic signal processing for footstep detection. Diss. Massachusetts Institute of Technology.
- [31] Sabatier, J.M., ve Ekimov, A.E., (2009). Detection of Humans and Light Vehicles Using Acoustic-to-Seismic Coupling. No. JMS0809-02. MISSISSIPPI UNIV UNIVERSITY.
- [32] Thyagaraju D., Mehmood, A., ve Sabatier, J. (2011). "Detection of people and animals using non-imaging sensors." Information Fusion (FUSION), 2011 Proceedings of the 14th International Conference on. IEEE.
- [33] Ermiş, A., (2011). İzinsiz Girişlerin Zemin Titreşimlerinin Ölçümü Ve Analizi İle Tespiti. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- [34] Mathworks, Getting Started with Session-Based Interface Using NI Devices, <http://www.mathworks.com/help/dag/examples/getting-started-with-session-based-interface-using-ni-devices.html>, 20 Mayıs 2016
- [35] Scikit Learn, Linear Discriminant Analysis, <http://scikit-learn.org/0.16/modules/generated/sklearn.lda.LDA.html>, 20 Mayıs 2016
- [36] learn.parallax.com, Memsic 2125 Dual-axis Accelerometer , <http://learn.parallax.com/node/330/>, 20 Mayıs 2016
- [37] ion, Geophones, http://www.iongeo.com/content/documents/Resource%20Center/Brochures%20and%20Data%20Sheets/Brochures/BR_S_EN_Geophones_091509.pdf/, 20 Mayıs 2016
- [38] National Instruments, NI 9234, <http://sine.ni.com/psp/app/doc/p/id/psp-166/lang/en/>, 20 Mayıs 2016
- [39] Audacity, <http://www.audacityteam.org/>, 20 Mayıs 2016
- [40] Cömert, Z., Temel Bileşenler Analizi, <http://www.zafercomert.com/IcerikDetay.aspx?zcms=78>, 20 Mayıs 2016
- [41] Raschka, S., Linear Discriminant Analysis, http://sebastianraschka.com/Articles/2014_python_lda.html, 20 Mayıs 2016

- [42] Donoho, D.L., ve Johnstone, M.I., (1994) "Ideal denoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases." *Comptes Rendus de l'Academie des Sciences-Serie I-Mathematique* 319.12 (1994): 1317-1322.
- [43] Donoho, D.L., ve Johnstone, M.I., (1994) "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage." *Biometrika* 81.3 (1994): 425-455.
- [44] Donoho, D.L., ve Johnstone, M.I., (1995) "Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage." *Journal of the american statistical association* 90.432 (1995): 1200-1224.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Muhammet Fatih OKUTAN

Doğum Tarihi ve Yeri : 20/10/1980 Ardeşen

Yabancı Dili : İngilizce

E-posta : mfatihokutan@gmail.com

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Lisans	Elektronik Mühendisliği	Erciyes Üniversitesi	2002

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2007	SVS TELEKOM	Gömülü Yazılım Mühen.
2005	Arla Mühendislik	Gömülü Yazılım Mühen.
2005	Hitek Elektrik Elektronik	Gömülü Yazılım Mühen.