SAĞLIK DURUMU GÖZLEMLEME İÇİN DÜŞÜK MALİYETLİ KABLOSUZ RADAR İLE İNSAN MİKRO-DOPPLER SINIFLANDIRMASI

BAHRİ ÇAĞLIYAN

YÜKSEK LİSANS TEZİ ELEKTRİK VE ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

tobb ekonomi ve teknoloji üniversitesi fen bilimleri enstitüsü

AĞUSTOS 2015

ANKARA

Fen Bilimleri Enstitü onayı

Prof. Dr. Osman EROĞUL Müdür

Bu tezin Yüksek Lisans derecesinin tüm gereksinimlerini sağladığını onaylarım.

Prof. Dr. Murat ALANYALI Anabilim Dalı Başkanı

BAHRİ ÇAĞLIYAN tarafından hazırlanan SAĞLIK DURUMU GÖZLEMLEME İÇİN DÜŞÜK MALİYETLİ KABLOSUZ RADAR İLE İNSAN MİKRO-DOPPLER SINIFLANDIRMASI adlı bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

> Yrd .Doç. Dr. Sevgi Zübeyde GÜRBÜZ Tez Danışmanı

Tez Jüri Üyeleri

Başkan : Doç.Dr. Ali Cafer GÜRBÜZ

Üye : Yrd .Doç. Dr. Sevgi Zübeyde GÜRBÜZ

Üye : Doç.Dr. Mehmet Burak GÜLDOĞAN

tez bildirimi

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

Bahri ÇAĞLIYAN

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

Bahri ÇAĞLIYAN

SAĞLIK DURUMU GÖZLEMLEME İÇİN DÜŞÜK MALİYETLİ KABLOSUZ RADAR İLE İNSAN MİKRO-DOPPLER SINIFLANDIRMASI

ÖZET

Son yıllarda sağlık durumu gözlemleme için kapalı ortam insan aktivitelerinin gözlemlenmesinin amaçlayan radar uygulamaları sıklıkla araştırılmaktadır. Kızılötesi, akustik, titreşim/sismik ve görsel sensörler uzun zamandır insan tanıma ve algılama sistemlerinde kullanılmaktadır. Fakat bu sensörlerin aksine, radarlar insan algılama uygulamalarında daha uzun mesafelerde algılama yapabilmesi, daha kapsamlı olması ve bütün hava koşullarında çalışabilmelerinden dolayı daha büyük avantajlar sunarlar. Evlerde ve klinik ortamlarda acil sağlık durumu tespiti için radar uygulamaları kullanılarak insan gözetimi gittikçe önem kazanmaktadır. Bu çalışmada düşük güç tüketimli, kablosuz, ergonomik ve ucuz BumbleBee radarlar kullanılarak kapalı ortamda emekleme, yürüme, koşma gibi normal insan hareketleri ile aksak yürüme, baston ile yürüme, tekerlekli sandalye ve yürüteç ile yürüme gibi yaşlı, hasta ve engelli insan hareketleri radar ile gözlemlenerek farkları tartışılacaktır. Bu hareketlerin farklı görüş açıları ve duruş zamanlarının bu hareketlerin sınıflandırma başarımlarına olan etkisi sunulacaktır.

Anahtar Kelimeler: Radar Sistemleri, Mikro-Doppler Analizi, Sınıflandırma.

University	:	TOBB University of Economics and Technology
Institute	:	Institute of Natural and Applied Sciences
Science Programme	:	Electrical and Electronics Engineering
Supervisor	:	Assoc. Prof. SEVGİ ZÜBEYDE GÜRBÜZ
Degree Awarded and Date	:	M.Sc. – August 2015

Bahri ÇAĞLIYAN

HUMAN MICRO-DOPPLER CLASSIFICATION USING A LOW COST, WIRELESS RADAR MOTE FOR HEALTH MONITORING

ABSTRACT

In recent years, radar applications aiming health monitoring have been increasingly investigated. Infrared, acoustic, vibration/sismic, and visual sensors have been used for the recognition of human activities. Unlike these sensors, radars offer unique advantages over ether sensors for recognition and classification of human activities, such as operating virtually all weather conditions, increased range, and better coverage. Human activity monitoring using radars is gaining impartance for detection of emergency situations in home and clinical environments. In this thesis, normal human activities such as walking, running, crawling and elderly and disabled human activities such as walking with a cane, walking with a limp, walking with a walker, and wheelchair will be observed with a radar and differences will be discussed. Effects of aspect angle and dwell time on classification success rate will be presented for these activities.

Keywords: Radar Systems, Micro-Doppler Analysis, Classification.

TEŞEKKÜR

Bu çalısma, "Radar ile İnsan Sezimi, Tanıma ve Sınıflandırma" adlı 113E105 no.lu TUBITAK projesi ve AB FP7 IRG PIRG-GA-2010-268276 (COGSENSE) projesi tarafından desteklenmektedir.

Bu çalışmada emeği geçen; başta tez danışmanım Yard. Doç. Dr. Sevgi Zübeyde GÜRBÜZ'e, benden yardımlarını esirgemeyen Doç. Dr. Ali Cafer Gürbüz'e, yüksek lisans hayatım boyunca birlikte çalıştığım arkadaşlarım Barış EROL, Cesur KARABACAK ve Bürkan TEKELİ'ye, lisans ve yüksek lisans eğitimim boyunca bana burs olanağı sağlayan TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi'ne teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

Ö	ZET		iv		
A	BST]	RACT	v		
\mathbf{T}	EŞEI	KÜR	vi		
İζ	çind	DEKİLER	vii		
ŞI	EKİL	LİSTESİ	x		
Ç	İZEL	GE LİSTESİ x	civ		
1	GİF	RİŞ	1		
	1.1	Problem Tanımı ve Motivasyon	1		
	1.2	Literatürde Uygulamalar ve Yaklaşımlar	3		
	1.3	Tezin İçeriği ve Katkıları	4		
	1.4 Tez Organizasyonu				
2	RA	DAR SİNYAL İŞLEME	7		
	2.1	Pulsed Doppler Radar	7		
		2.1.1 Radar Sistem Elemanları	7		
		2.1.2 Radar Çalışma Prensibi	11		
	2.2	Mikro Doppler	17		

	2.3	Zaman Frekans Analizi ve Kargaşa Bastırma	19
		2.3.1 KZFD'nün karakteristik özellikleri	21
		2.3.2 KZFD için Gerekli Hesaplamalar	22
	2.4	Kargaşa Sinyali	23
	2.5	Menzil Kayması	27
	2.6	Sınıflandırma	28
	2.7	Literatürde Mikro-Doppler ile Hareket Tanıma	29
3	BU	MBLEBEE RADAR	38
	3.1	Teknik Özellikler	38
	3.2	Literatürde BumbleBee Radar ile Yapılan Çalışmalar	42
	3.3	BumbleBee Radarın Başarım Sınırlarını Belirleme Deneyleri	44
		3.3.1 Deney 1: Genel İnsan Hareketleri	44
		3.3.2 Deney -2: Görüş Açısının ve Gözlem Süresinin Etkileri	49
		3.3.3 Deney -3: Sağlık Gözlemeden Faydalanarak Destekli Hareketle	er 51
	3.4	Örnek Mikro-Doppler İmzaları	54
4	ÖZ	NİTELİK ÇIKARIMI VE SINIFLANDIRMA	59
	4.1	Fiziksel Öznitelikler	59
		4.1.1 Fiziksel Özniteliklerin Matematiksel Çıkarımı	60
		4.1.2 Fiziksel Özniteliklerin Spektrogram Üzerinde Gösterimleri	63
	4.2	DCT Tabanlı Öznitelikler	69

ÖZC	FEÇMİŞ			101	
KAY	(NAKLA	AR		96	
5 S	ONUÇL	AR VE GELECEK ÇALIŞMALAR		94	
	4.5.3	Deney - 3 Sonuçları		. 89	
	4.5.2	Deney - 2 Sonuçları		. 78	
	4.5.1	Deney - 1 Sonuçları		. 74	
4.	.5 Bina İ	İçi Gözlemleme Uygulama Sonuçları		. 74	
4.	.4 Sınıfla	Sınıflandırma İşleminin Tanıtımı			
4	4.3 Duruş Zamanı Analizi				

şekil listesi

2.1	Darbe Doppler Radar Blok Diyagramı	7
2.2	Radar Verici Sistemi	8
2.3	Radar Alıcı Sistemi	9
2.4	Senkronizer	10
2.5	Radar Sinyal Yayılımı	12
2.6	Darbe Doppler Radar Sinyal Yapısı	13
2.7	Farklı Frekans Bileşenleri İçeren Bir Sinyal ve Bu Sinyale Karşılık Gelen Spektrogam	21
2.8	Seçilen Δt ve Δf aralıklarına göre Spektrogram Çeşitleri	23
2.9	Kargaşa sinyali çıkarmak İçin Tasarlanan Yüksek Geçirgen Fil- trenin Frekans Cevabı	24
2.10	Kargaşa Sinyali Çıkarmak İçin Tasarlanan Yüksek Geçirgen Fil- trenin Faz Cevabı	25
2.11	Kargaşa Sinyali İçeren ve İçermeyen Mikro-Doppler İmzaları	26
2.12	Menzil Kayması Etkisi	27
2.13	Deneysel Olarak Elde Edilen Spektrogramlar	31
2.14	Benzetimsel Olarak Elde Edilen Spektrogramlar	31
2.15	a) Yürüme hareketi, b) Koşma hareketi, c) Emekleme Hareketi İçin Elde Edilen Spektrogramlar	33
2.16	Kinect Tabanlı Benzetim ile Oluşturulan Spektrogramlar	34

2.17	Farklı Hareketler için Oluşturulan Spektrogramlar [28]	35
2.18	Aynı Hareketin Farklı Yanca Açılarına Göre Değişimi [30]	36
2.19	[31] nolu Çalışmada oluşturulan Spektrogramlar	37
3.1	BumbleBee Radar	38
3.2	BumbleBee Radardan Yayılan Sinyalin Frekans Spektrumu	39
3.3	BumbleBee Radardan Yayılan Sinyalin Zaman Alanındaki Görün- tüsü	40
3.4	[38] nolu Çalışmadaki Radar Yerleşimi	43
3.5	Veri Toplama Sırasında Kullanılan Deney Düzeneği	44
3.6	Deneyde Kullanılan Köşeli Yansıtıcı	45
3.7	Köşeli Yansıtıcının Harmonik Hareketi Sonucu Ortaya Çıkan Mikro- Doppler İmzası (Kargaşa Sinyalli)	46
3.8	Köşeli Yansıtıcının Harmonik Hareketi Sonucu Ortaya Çıkan Mikro- Doppler İmzası (Kargaşa Sinyalsiz)	46
3.9	Veri Toplama Yapısının Blok Diyagramı	47
3.10	Deney Düzeneği - 1 deki Radar Yerleşimi	48
3.11	Deneyin Yapıldığı Ortam ve Hareket Edilen Yörüngeler	50
3.12	Veri Toplama Sırasında Kullanılan Ekipmanlar	52
3.13	Veri Toplama Ortamı -1	53
3.14	Kullanılan Sensör Dizilimi	54
3.15	Emekleme ve Sandalye Hareketleri İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzaları	55

3.16	Yürüme ve Koşma Hareketleri İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzaları	56
3.17	Aksak Yürüme ve Baston ile Yürüme Hareketleri İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzaları	57
3.18	3 Ayaklı Baston ve Yürüteç ile Yürüme Hareketleri İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzaları	58
4.1	Gövde Doppler Frekansının Ortalaması	63
4.2	Üst Zarftan Çıkarılan Öznitelikler	64
4.3	Alt Zarftan Çıkarılan Öznitelikler	65
4.4	Toplam Bant Genişliği	66
4.5	Alt ve Üst Zarfların Ortalamaları Arasındaki Bant Genişliği	67
4.6	Gövde Salınımının Minimum ve Maksimum Değerleri	68
4.7	Duruş Zaman Analizi Prosedürü	71
4.8	Çalışmada İzlenen Yol	73
4.9	Emekleme, Yürüme ve Koşma Hareketleri İçin Oluşan Spektro- gramlar	75
4.10	Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı $= 0$ Derece	79
4.11	Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı = 15 Derece \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots	80
4.12	Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı = 30 Derece	81
4.13	Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı = 45 Derece	82

4.14	Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı $=60$	
	Derece	83
4.15	Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı $=75$	
	Derece	84
4.16	Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı $=90$	
	Derece	85
4.17	Farklı Görüş Açıları için Sınıflandırma Başarım Sonuçları	86
4.18	Tavan Sensöründen Alınan Verilerle Elde Edilen Mikro-Doppler	
	İmzası	91

ÇİZELGE LİSTESİ

2.1	1 m/s Hızla Hareket Eden Hedefin Farklı Frekans Bantlarında Oluşturduğu Doppler Kaymaları	16
3.1	BumbleBee Radar Sistem Parametreleri	41
3.2	BumbleBee Radardan Bilgisayara Aktarılan Örnek Mesaj Paketi .	41
3.3	36 nolu Çalışma Elde Edilen Sınıflandırma Sonuçları	42
3.4	Deney 2'de Toplanan Veri Sayısı	49
3.5	Koridor Deneyinde Toplanan Veri Sayısının Özeti	51
3.6	Yardımcı Ekipmanlarla Toplanan Veri Sayısının Ayrıntıları	52
4.1	Temel Bileşen Analizi Skorları	77
4.2	Koridor Datası Kullanılarak Bulunan Karışıklık Matrisi	88
4.3	İkili Sınıflandırma Sonucu Oluşan Karışıklık Matrisi	89
4.4	Dörtlü Sınıflandırma Sonucu Oluşan Karışıklık Matrisi	90
4.5	0 Derece Görüş Açısında Oluşan Karışıklık Matrisi	92
4.6	30 Derece Görüş Açısında Oluşan Karışıklık Matrisi	92
4.7	60 Derece Görüş Açısında Oluşan Karışıklık Matrisi	92

1. GİRİŞ

1.1 Problem Tanımı ve Motivasyon

Onlarca yıldır,radar sistemleri askeri, meterolojik, navigasyonel uygulamalarda kullanılmaktadır.Radar sistemlerinin en çok kullanıldıkları alanlar askeri gözetim, hedef sezimi ve hadef takip uygulamaları olmuştur. Radar sistemeleri kullanarak hedef tanıma problemi gözetim ve çevre koruma uygulamalarında sıkça kullanılan radar uygulamaları arasında yer almıştır. Hedeften yansıyan eko sinyalini kullanarak hedefin tanımını yapmak farklı hedef türleri arasında ayrım yapmak bu problemi çözmek için izlenen yol olmuştur.

Evde yalnız yaşayan insanların artması, sağlık hizmetlerinin maliyeti ve evde bakım gibi durumlar, kapalı ortamlarda herhangi sıradışı bir durumun varlığını sezen ve aciliyet teşkil eden olayları ayırt edebilen görüntüleme sistemlerinin geliştirilmesini gerektirmiştir. Bu nedenle radar algılayıcıları ile kapalı ortam görüntüleme çalışmaları ve yürüme, koşma, emekleme, sürünme, düşme, bastonla yürüme ve tekerlekli sandalye hareketlerinin ayırtedilebilmesi önem kazanmıştır.

İnsan hareketlerini tanıma işlemi bir çok algılayıcı çeşidi kullanılarak yapılabilmektedir. Bu algılayıcı çeşitlerini giyibilebilir cihazlar, video kameralar ve çevre sensörleri olmak üzere üç gruba ayırabiliriz. İvmeölçer ve jiroskop gibi algılayıcılar ucuz,tutarlı, birden fazla yerde kullanılabilir olduklarından çok yaygındırlar. Fakat pil ömürlerinin çok kısa olması,sarj edilme olanaklarının düşük olması, kullanıcıya rahatsızlık vermeleri ve kullanıcı tarafından giyilmesinin unutulması bu tür algılayıcıların verimsiz olmalarına sebep olmaktadır. Video kameralar çok yönlü, kullanımı çok kolay algılayıcılardır. Fakat bu gözetim algılayıcıları kötüye kullanım potansiyeli taşımaları ve gizlilik ihlaline açık olmaları, bu algılayıcıların özel alanlarda, tuvaletlerde ve yatak odalarında kullanılması yasaktır. Pasif akustik, kızılötesi, sismik/titreşim, radar ve sonar gibi algılayıcılarda kullanıldıkları çevreden bilgi toplamak amaçlı kullanılmaktadırlar. Bunlardan akustik algılayıcılar, gürültüye karşı çok duyarlı olduklarından yanlış alarm oranları fazladır. Kızılötesi algılayıcılar ise çevreden gelen termal dalgalanmalara karşı oldukça duyarlıdırlar.

Diğer algılayıcıların yanında radarlar, insan hareketi tanıma ve sınıflandırma çalışmalarında birçok avantaja sahiptirler. Radarlar çalışmaları sırasında herhangi bir ışık kaynağına ihtiyaç duymadıklarından gece ve gündüz ayrımı yapmadan ve herhangi bir performans kaybı yaşamadan çalışabilmektedirler. Buna ek olarak, radarlar diğer algılayıcılara göre daha uzak mesafelerden algılama yapabilirler, toz,duman ve sisten daha az etkilenirler ve duvar arkası sezim uygulamalarında kullanılabilirler.Bu özellikler güvenlik ve gözetim uygulamalarını için radarları diğer algılayıcılardan üstün hale getirmektedir. Ancak radarlar ağır ,büyük ve pahalı sistemler olmaları ve yüksek güç tüketimleri sebebiyle yakın zamana kadar insan sezimi ve hareketi sınıflandırması uygulamalarında kullanılmamışlardır.

Son zamanlarda mikro-elektronik teknolojilerinin gelişmesi araştırma şirketlerinin kablosuz sensör ağlarında kullanılabilen, ergonomik, düşük güç tüketimli ve ucuz radar algılayıcıları tasarlamasına fırsat vermiştir. Büyük radar sistemlerine göre daha düşük menzil ve kapsama alanına sahip olan bu radarlar kapalı ortam insan hareket gözetimi, insan hareket tanıma ve sınıflandırma uygulamaları için kullanılabilmektedirler. Ayrıca bu tür radarlar ile insan hareket veritabanları büyük sistemlere nazaran çok daha ucuz ve zahmetsiz oluşturulabilmektedir.

Son yıllarda kullanımı gittikçe artan bu radarlardan biri olan BumbleBee radar 2008 yılında Samraksh şirketi tarafından araştırma amaçlı uygulamalarda kullanılmak üzere geliştirilmiştir [1]. Bilinen radarların aksine ergonomik, düşük güç tüketimli ve kurulumu kolay bir yapıya sahip olan BumbleBee radar şu zamana insan takibi, insan hareketi tanıma gibi konularda kullanılmıştır.

1.2 Literatürde Uygulamalar ve Yaklaşımlar

Yakın zamana kadar radarlar insan hareketi ve sınıflandırılması uygulamalarında kullanılmamıştır. İnsan hareketi ve sınıflandırılması problemini çözmek amacıyla optik, sismik, kızılötesi ve titreşim algılayıcıları kullanılmıştır. Bu problemin çözümü için ucuz ve kullanıcı tarafından kolayca yorumlanabilmesinden dolayı optik algılayıcılar sıklıkla tercih edilmiştir. [2] nolu çalışmada cep telefonu kamerası kullanılarak elde edilen görüntülerden insan hareketi tanıma uygulaması yapılmıştır. [3] nolu çalışmada Princeton Üniversitesi tarafından akıllı çevre uygulamaları için geliştirilen bir kameradan alınan görüntülerle insan varlığının sezimine yönelik bir çalışma yapılmıştır. Bu çalışmada birden çok kamera kullanılarak farklı açılardan insan görüntüleri elde edilmiş ve öznitelik çıkarını yapılmıştır. Bu çalışmada yürüme, koşma, tekmeleme ve araba görüntüleri için sınıflandırma çalışması yapılmıştır.

Genel olarak 2 boyutlu görüntülerin kullanılarak insan hareketi ve sınıflandırması yapan çalışmaların yanında 3 boyutlu görüntüler kullanarak farklı insan hareketlerinin sınıflandırıldığı çalışmalar da mevcuttur [4]. [5] nolu çalışmada ise kamera ile elde edilen farklı insanlar tarafından yapılan yürüme, koşma, olduğu yerde zıplama, ileri doğru zıplama, düşme ve el sallama hareket görüntüleri bulanık mantık ve ayrık analiz yöntemleri kullanılarak bir tanıma ve sınıflandırma uygulaması yapılmıştır.

Akustik algılayıcılar [6–10], bina içi güvenlik ve adım algılama çalışmalarında kullanılmışlardır. Sismik algılayıcılar adım algılama ve takip uygulamaları için birçok çalışmada kullanılmışlardır [11–14]. [15–17] nolu çalışmalarda kızılötesi algılayıcılar kullanılarak yaya algılama uygulamaları yapılmıştır.

İnsan tanıma problemi için son 10 yıl içinde çoğunlukla Fourier-temelli yöntemler kullanarak geri dönen sinyaldeki düşük frekans dönemli sinyalleri tespit etmeye yönelik teknikler ele alınmıştır [18–20]. Ancak bu yöntemlerdeki temel sıkıntı insan hareketinin yavaşça dönen nesnelere ait hareketlerle karıştırılabiliyor olmasıdır. Geri yansıyan sinyaldeki insanlara has özelliklere odaklanarak geliştirilen algoritmalar 1997 itibariyle yayınlanmaya başlanmıştır. Bu alandaki ilk çalışmalardan birinde Weir ve Childress, 'gait velocitygram'(hedefin hız profili) kavramını takdim ederek, velocityram'da insan hareketine özgün özniteliklerin çıkarılabileceğini göstermiştir. Velocitygram kavramı 'radar gait signature'(radar hareket imzası) fikrinin geliştirilmesiyle olgunlaşmış ve günümüzde spektrogramların mikro-Doppler imzaların görselleştirmek için kullanılmalarına yol açmıştır.

1.3 Tezin İçeriği ve Katkıları

Mikro-Doppler ile insan hareketi tanıma ve sınıflandırma işlemlerini etkileyen birçok faktör vardır. Mikro-Doppler imzaları hedefin radara göre görüş açısı, radarın çalıştığı ortamdaki gürültü miktarı, radarın hedefi aydınlattığı zaman aralığı gibi parametrelere göre değişiklik göstermektedir.

En iyi mikro-Doppler imzası hedef radara göre 0 derece görüş açısı ile ilerlerken alınmaktadır. Görüş açısı 90 dereceye ilerledikçe hedefin mikro-Doppler imzası kötüleşmeye başlar ve içerdiği bilgi seviyesi gittikçe azalır. Görüş açısının 90 derece olduğu durumda radar hadeften neredeyse hiç veri alamaz ve mikro-Doppler imzası çok zayıf çıkar. Her açıda hedefe ait mikro-Doppler imzasının meşgul ettiği bant genişliği değiştiğinden dolayı farkı açılardaki farklı hareketler için mikro-Doppler imzaları toplanmalıdır. Toplanan bu mikro-Doppler imzaları sınıflandırılırken, sınıflandırıcı her açı için toplanan ilgili veri setleri ile birlikte eğitilmelidir.

Ortamdaki gürültü oranı mikro-Doppler sınıflandırma için önemlidir. Gürültü her hareket için mikro-Doppler imzalarını bozmakta ve sınıflandırma başarımının düşmesine neden olmaktadır. Mikro-Doppler imzalarının bozulmasına en fazla neden olan sinyallerden biri de kargaşa (clutter) sinyalidir. 0 Hz etrafında çıkan kargaşa sinyali özellikle emekleme ve sürünme hareketi ile karıştığından dolayı bu hareketlerin sınıflandırma başarımını doğrudan etkilemektedir. Bu yüzden kargaşadan kaynaklanan gürültü bileşeni her bir mikro-Doppler imzası için elimine edildikten sonra öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma yapılmalıdır. Mikro-Doppler imzalarının stabil bir biçimde çıkarılabilmesi için radarın hadefi aydınlatığı süre önemlidir. Ayrıca hareket başladıktan sonra mikro-Doppler imzalarının düzgün sınıflandırma yapabileceği sürenin incelenmesi insan hareket tanınması ve sınıflandırılması uygulamaları için önem teşkil etmektedir.

Bu tezin birincil amacı bina içi sağlık uygulamalarında kullanılmak üzere kapalı ortamlardaki radar mikro-Doppler imzalarının kullanılarak insan yürüme, koşma, emekleme, baston çeşitleri ile yürüme, yürüteç yardımıyla yürüme ve tekerlekli sandalye hareketlerinin tanınması ve sınıflandırılması uygulamalarının geliştirilmesidir.

1.4 Tez Organizasyonu

Bu tez, Bölüm 2 radar sistemleri, radar sinyal işleme ve mikro-Doppler hakkında genel ve teorik bilgilerin verildiği bölümü, Bölüm 3 tez kapsamında kullanılan BumbleBee radarın karakteristik özelliklerinin tanıtıldığı ve BumbleBee radar ile toplanan verilerden örnek mikro-Doppler imzalarının gösterildiği,Bölüm 4 kullanılan özniteliklerin tanıtıldığı, duruş zaman analizi ve sınıflandırma hakkında bilgilerin verildiği ve bulunan başarım ve sonuçların paylaşıldığı, Bölüm 5 ise genel sonuçların ve gelecekte yapılacak çalışmaların tanıtıldığı bölüm olarak organize edilmiştir.

2. RADAR SİNYAL İŞLEME

2.1 Pulsed Doppler Radar

Radar kelimesi, "Radio Detection and Ranging" kelimelerinin baş harflerinden oluşmaktadır. Tipik olarak bütün radarlar bir hedefi sezmek ve hedefin uzaklığını bulmak için tasarlanırlar. Darbe Doppler radarlar sezilmiş hedefin menzil bilgisinin yanında Doppler hız bilgisinide sağlamaktadırlar. Darbe Doppler radarlardan alınan hız bilgisi radyal hız bilgisi olduğundan hedefin tespiti ve sınıflandırması için önemli bilgiler sağlamaktadır.

2.1.1 Radar Sistem Elemanları

Bir radar sisteminden iyi seviyede verim alınmak isteniyorsa radarın çalışması prensibinin iyi derecede bilinmesi gerekmektedir. Bir radar sisteminin kurulması, kullanılması ve sistemin devamlılığının sağlanması konusunda pek çok mühendislik dalından yararlanılmaktadır. Basit bir radar sistemi alıcı, verici ve antenlerden oluşmaktadır. Darbe Doppler radarın basit bir blok diyagramı Şekil 2.1 de verilmiştir.



Şekil 2.1: Darbe Doppler Radar Blok Diyagramı

Verici devresinin görevi yüksek enerjili radyo frekans sinyalleri antene göndermektir. Radarın verici sistemi darbe formu üreteci, modulatör devresi ve güç yükseltecinden oluşmaktadır. Dalgaformu üretecinin görevi düşük güçlü darbe sinyallerini modülatöre göndermek üzere üretmektir. Kompleks dalga formlarını üretmek düşük güçte üretim yapıldığı zaman daha kolay başarılabilmektedir. Bu kompleks dalgaformları, dijital "Moving Target Indicator" (MTI) teknikleri kullanan evre uyumlu sistemler ve darbe doppler radarlar için gereklidir.



Şekil 2.2: Radar Verici Sistemi

Modülatör, verici devresinin önemli parçasıdır. Modülator dalgadormu üretecinden gelen sinyali üzerinde modülasyon işlemi gerçekleştip son derece güçlü darbeli sinyaller üreterek güç yükseltecine gönderir. Modülatör devresi, içerisinde bir enerji depolama sistemi ve anahtarlama sistemine sahiptir. Ardışık darbeler arasında, vericinin dinlenme evresinde, enerji biriktirilerek enerji depolama sistemi yardımıyla depolanır. Anahtarlayıcı tarafından anahtarlama işlemi gerçekleştiğinde, depolanan bütün enerji güç yükseltecine darbe olarak aktarılır. Gönderilen darbenin formu dalgaformu üreteci tarafından belirlenir.

Modern radarlarda, güç yükselteci olarak klystron, traweling wave tube (TWT), cross field amplifier veya solid state amplifier kullanılmaktadır. En yaygın darbe doppler radarlarda güç yükselteci olarak klystron tercih edilmiştir. Hangi tür güç yükseltecinin kullanıldığı farketmeksizin, verici sisteminin amacı doğru genlikte, makul aralıklarla, üretilmesi istenen dalga formunu radarın merkezi çalışma frekansında üretebilmektir. Anahtarlayıcı devresi, radar sisteminin veri ve alıcı sistemi aynı anteni kullandığında gerekli bir bileşendir. Anahtarlayıcı devresi, yüksek güçlü verici devresi aktif iken alıcı devresini korumak amacıyla hızlı anahtarlama görevini yerine getirmektedir. Verici sistemi aktif olmadığı durumda, anahtarlayıcı devresi hedeften dönen düşük güçlü sinyalleri alcı sistemine yönlendirir. Anahtarlayıcı sisteminin temel amacı güç kaybını minimize etmek ve alıcı ve verici sistemleri arasında maksimum izolasyon sağlamaktır. Sinyal gönderme sırasında anahtarlayıcıda oluşan güç kaybı radarın maksimum sezim menzilini doğrudan etkilemektedir. Radar sisteminin istenildiği gibi doğru çalışması için verici sisteminden alıcı sisteme anahtarlayıcı sistemi üzerinden sızan enerjinin gücü çok düşük olmalıdır.

Alıcı sisteminin kabiliyetleri, radar performansı için kritik öneme sahiptir. Radar alıcı sisteminin görevi radara geri yansıyan düşük güçlü ve gürültülü sinyali kullanarak muhtemel hedeflerin varlığını sezmek ve gerekli hedef bilgilerini çıkarmaktır.



Şekil 2.3: Radar Alıcı Sistemi

En çok tercih edilen alıcı yapısı süperheterodin yapısına sahip alıcılardır. Süperheterodin alıcılar RF yükselteçler, mikser, IF yükselteçler, detektör ve video yükseltecinden oluşmaktadır.Hedeften geri yansıyan sinyaller alıcıya sırasıyla anten ve anahtarlayıcıdan geçerek ulaşmaktadır. Hedeften yansıyan sinyaller çok düşük güçte oldukları için ilk önce RF yükseltecine girerler. RF yükseltecinde sinyal kazancı arttırılır ve gürültü bileşenleri mümkün olduğunca filtrelenir. Bu aşamadan sonra RF sinyali işlenmesinin daha kolay olması için IF frekansına indirilmelidir. Bu sebeple sinyal mikserde lokal osilatör yardımıyla IF'e indirilir. If yükselteci IF'e indirilen sinyalin gücünü yükseltir. IF yükseltecinin içinde bulunan matched filter sinyalin Sinyal gürültü oranını (SGO) maksimize ederek hedefin radar tarafından algılanmasını kolaylaştırır. Genelde kristal diyottan oluşan detektör ise IF sinyalinden video modülasyon bilgisini çıkarmaktadır.

Temel bir Doppler radarın en önemli bileşenlerinden biri de radarın işleyişindeki diğer işlemleri koordine eden senkronizerdir. Doğru menzil bilgisinin elde edilmesi için radarın içindeki zamanlama çok önemlidir. Senkronizer, darbe iletimini başlatmak için gönderici sistemini tetikleyen bir osilatördür. Sistemde senkronizer yapısı olmadan doğru hız ve menzil bilgilerinin çıkarıılması mümkün olamamaktadır.



Şekil 2.4: Senkronizer

Antenin işlevi, iletim sırasında verici sistemden gelen sinyali belirli hüzme halinde istenilen bölgeye göndermektir. Sinyal gönderilmediği zamanlarda, antenin görevi radara geri yansıyan ve hedefe ait bilgiler içeren sinyalleri alıcı devresi yardımıyla toplamaktır.

2.1.2 Radar Çalışma Prensibi

Radarda geri dönen ya da alınan sinyalin gücü, gönderilen sinyalin genliğine bağlı olan radar mesafe denklemi ile hesaplanabilir. Ayrıca hedeften geri yansıyan sinyalin gücü değişik sinyal parametrelerine bağlı olan iletilen sinyalin gücüne de bağlıdır. Eğer isotropik bir anten ve noktasal bir hedef düşünülürse radar mesafe denklemi Denklem (2.1) deki gibi ifade edilebilir.

$$P_r = \frac{P_t \times G^2 \times \lambda^2 \times \sigma}{4\pi^3 \times R^4 \times L_s \times L_a(R)}$$
(2.1)

Denklem (2.1)'de verilen P_t gönderilen sinyalin gücünü, G kullanılan anten kazancını, λ gönderilen sinyalin dalga boyunu, σ hedefin radar kesit alanını, Rhedefin radara olan uzaklığını, L_s sistem kayıplarını, $L_a(R)$ radar ile hedef arasındaki mesafeye bağlı olarak değişen atmosfer kayıplarını ifade etmektedir. P_t, G, λ ve L_s gibi parametreler sistem tasarlayıcısı tarafından ayarlanabildiği gibi L_a, R ve σ parametreleri sistemin tasarlayıcısı tarafından ayarlanamayan ortam koşullarına ve hedef tipine göre değişiklik gösteren özelliklerdir. $L_a(R)$ sadece hedefin radara uzaklığına değil aynı zamanda sinyalin yayılma ortamındaki sıcaklık, nem ve basınç gibi atmosferik şartlara da bağlıdır. Radar sistemlerinin birincil amacı hedefin menzil, yükseliş, yanca ve hız bilgisini çıkarmaktır. Radar sistemlerinde verici, belirli bir frekansta elektromanyetik dalga gönderir. Bu elektromanyetik dalga herhangi bir cisimden geri dönerse ortamda bir hedefin mevcut olduğu belli olur. Gönderilen sinyal ile hedeften alınan sinyal arasındaki fark senkronizer tarafından ölçülür. RF sinyalleri $c = 3 \times$ 10^8 m/s ışık hızıyla hareket etmektedirler.Bu bilgi kullanılarak hedefin radardan olan uzaklığı radar menzil denklemi (Denklem 2.2) yardımıyla bulunabilir.

$$Hedef Menzili \ \Delta R = \frac{\Delta t \times c}{2} \tag{2.2}$$

Burada ΔR hedef ile radar arasındaki mesafeyi, Δt iletilen ve alınan sinyallerin zamanları arasındaki farkı, c ise ışık hızını ifade etmektedir.



Şekil 2.5: Radar Sinyal Yayılımı

Bir hedefin algılanabiliceği maksimum mesafe Denklem (2.1)'deki R parametresi yalnız bırakılarak bulunabilir.

$$R_{max} = \sqrt[4]{\frac{P_t \times G^2 \times \lambda^2 \times \sigma}{4\pi^3 \times L_s \times L_a(R)}}$$
(2.3)

Denklem (2.3) incelendiğinde bir radar sisteminin algılama yapabilceği maksimum mesafeyi arttırmak için gönderilen sinyalin gücü (P_t) , anten kazancı (G)arttırılmalı ve L_s , $L_a(R)$ gibi kayıplar minimize edilmelidir. Bunların yanında hedefin radar kesit alanı (σ) hedeften geri yansıyan sinyal gücünü etkilediğininden aynı sistem için radar kesit alanı büyük olan hedefler daha uzak mesafelerde algılanabilmektedir.

Maksimum ölçülebilen mesafe, sadece radar mesafe denkleminden yapılan çıkarım ile değil aynı zamanda gönderilen darbenin alınma zamanına bağlı olarak da gösterilebilir. Darbeli Doppler radar sistemleri çalışmaları sırasında bir ilk önce bir darbe gönderir sonrasında ise dinleme moduna geçerler. İlgili darbenin gönderilme zamanı ile hedeften yandısıktan sonra radara geliş zamanı arasındaki fark ölçülür. Sonrasında Denklem (2.2) yardımıyla hedefin menzili saptanır.



Şekil 2.6: Darbe Doppler Radar Sinyal Yapısı

Darbe Doppler radarlarının sinyal gönderim aralıklarına sinyal tekrar aralığı (Pulse Repetetion Interval- PRI) denir. Sinyal tekrarlama aralığının tersi ise sinyal tekrarlama frekansı (Pulse Repetetion Frequency - PRF) olarak tanımlanmıştır. Denklem (2.2)'de hedefin radara olan mesafesinin Δt ye bağlı olduğu gösterilmiştir. Bu sebeple ölçülebilecek mesafe PRI değeri ile kısıtlıdır. Bunun sebebi bir darbe gönderildikten sonra yeni darbe gönderilene kadar bir önceki darbenin radara tekrar dönmesi gerekliliğidir. Bu nedenden dolayı radarın ölçebileceği maksimum menzil Δt parametresinin PRI parametresine eşit olduğu durumda hesaplanabilir.Denklem (2.4)'te radarın ölçebileceği maksimum menzilin sinyal gönderim frekansına bağlı ifadesi görülebilir.

$$R_{max} = \frac{PRI \times c}{2} \tag{2.4}$$

$$R_{max} = \frac{c}{2 \times PRF} \tag{2.5}$$

Gönderilen darbenin, ikinci darbe de gönderildikten sonra radar dönmesi menzilde belirsizlik durumuna yol açar. Radar hedef menzilini olması gerektiğinden daha kısa bir meafe olarak ölçer. Böyle bir durumla karşılaşıldığında hedefin gerçek uzaklığı, radar tarafından ölçülebilen maksimum menzil ile o anda ölçülen uzaklığın toplamı olarak bulunur.

$$R_{menzil} = R_{maksimum} + R_{uzaklik} \tag{2.6}$$

Hedef hareket ediyorken radarın gönderdiği F_t frekansındaki sinyal hedefin hızına göre belli bir frekans kaymasına uğrayarak radara F_r frekansında geri döner. Frekansta meydana gelen bu değişime literatürde Doppler kayması denmektedir. Gönderme ve alma işlemleri aynı anteni kullanan monostatik bir radarı düşünelim. Radarın görüş alanı içerisinde hareket eden hedefin radara karşı v hızında ilerlediğini varsayalım. Alınan sinyalin frekansı F_r 'nin görelilik teorisine göre F_t ve v cinsinden Denklem (2.6)'daki gibi ifade edilir.

$$F_r = \left(\frac{1+v/c}{1-v/c}\right)F_t \tag{2.7}$$

Denklem (2.7)'nin üzerinde paydanın binominal açılımı yapıldığında Denklem (2.8) elde edilir.

$$F_r = (1 + v/c)(1 - v/c)^{-1}F_t$$

= $(1 + v/c)[1 + (v/c) + (v/c)^2 + \cdots]F_t$ (2.8)
= $[1 + 2(v/c) + (v/c)^2 + \cdots]F_t$

Kuvveti ikinci dereceden büyük olan terimleri çıkardığımızda Denklem (2.9) elde edilir.

$$F_r = [1 + 2(v/c)]F_t \tag{2.9}$$

Gönderilen ve alınan sinyallerin frekansları arasındaki farka Doppler frekansı ve ya Doppler kaymasına denir ve Denklem (2.10)'daki gibi ifade edilir.

$$F_D = +\frac{2v}{c}F_t = +\frac{2v}{\lambda_t} \tag{2.10}$$

Burada λ_t ile ifade edilen parametre gönderilen sinyalin dalga boyunu temsil etmektedir. Hedefin radara doğru hareketlerinde Doppler kayması pozitif, radardan uzaklaşarak yaptığı hareketlerde ise doppler kayması negatif çıkacaktır. Denklem (2.10)'da çıkarılan eşitlik hedef radara karşı 0 derecelik görüş açısıyla hareket ettiği durumda geçerlidir. Hedef radara göre 0 dereceden farklı görüş açısıyla hareket ediyorsa denkleme $cos(\theta)$ ifadesi eklenmelidir. Buradaki θ ifadesi hedefin radara göre görüş açısını ifade etmektedir. Son durumda elde edilen Doppler kayması denklemi Denklem (2.11)'deki hale gelmektedir.

$$F_D = +\frac{2v}{c}F_t\cos(\theta) = +\frac{2v}{\lambda_t}\cos(\theta)$$
(2.11)

Frekans kaymalarının nümerik değerleri radarların çalışma frekanslarının nümerik değerlerinin yanında çok küçük kalmaktadırlar. Çizelge 2.1 'de hızı 1 m/s olan bir hedefin farklı frekans bantlarında çalışan radarlarda oluşturduğu Doppler kayma miktarları gösterilmiştir.

Çizelge 2.1: 1 m/s Hızla Hareket Eden Hedefin Farklı Frekans Bantlarında Oluşturduğu Doppler Kaymaları

Band	Frekans	Doppler Frekansı
L	1	6,77
С	6	40,00
Х	10	66,70
K	35	$233,\!00$
W	95	$633,\!00$

2.2 Mikro Doppler

Radar bir hedefe sinyal gönderir, hedef ile etkileşen bu sinyal radara geri döner. Geri dönen sinyal hedefin karakteristik özellikleri hakkında önemli bilgiler içerir.Radar tarafından gönderilen sinyal hareket eden bir hedef ile etkileştiğinde sinyalin taşıyıcı frekansında bir kayma meydana gelecektir. Bu kaymaya bir önceki bölümde anlatıldığı gibi Doppler kayması denmektedir. Doppler kayması radarın taşıyıcı frekansının sabit olduğu düşünüldüğü durumlarda hedefin hızı ile doğru orantılı olarak değişmektedir.

Radar ile tespit edilen bir cismin dönen veya titreşen küçük hareketli parçaları (helikopter pervanesi, motor titreşimi, rüzgar türbinleri vb.) geri yansıyan radar sinyalinde frekans kiplemesine neden olmaktadır. Hedefin radara göre radyal hareketinden kaynaklanan Doppler frekans kaymasına ek olarak yanbantlar oluşturan bu etkiye "Mikro-Doppler" etkisi denmektedir[Chen]. Mikro-Doppler imzaları hedef hakkında birçok bilgi taşımaktadırlar.

Chen [21] nolu çalışmasında mikro-Doppler etkisinin matematiksel analizi ayrıntılı bir biçimde yapmıştır. Burada mikro-Doppler analizinin matematiksel çıkarımını dönen veya titreşen bir hedefi bir dizi nokta yansıtıcı olarak modellenerek yapılabileceğini göstermiştir. Yapılan doppler analizi sonucunda hedef üzerinde titreşen bir noktanın Doppler frekans kayması Denklem (2.12) deki gibi ifade edilmiştir.

$$f_{Doppler} = \frac{2f}{c} [\mathbf{v} + \mathbf{w} \times \mathbf{r}]_{radyal}$$
(2.12)

Burada frekans kaymasının birinci terimi hedefin hızından kaynaklanan doppler kaymasını temsil etmektedir. İkinci terimi ise hedefin dönmesi veya titreşiminden kaynaklanan mikro-Doppler bileşenini vermektedir(Denklem 2.13).

$$f_{micro-Doppler} = \frac{2f}{c} [\mathbf{w} \times \mathbf{r}]_{radyal}$$
(2.13)

Evre uyumlu sistemlerde, hedeften geri dönen sinyalin faz bileşeni menzil değişimlerine karşı duyarlıdır. Bu nedenle heef üzerinde hareket eden ve titreşen her bir parça hedefe özgü mikro-Doppler imzalarının oluşmasına sebep olmaktadır. Bu yüzden mikro-Doppler imzaları hedef tanınmasına yönelik mevcut yöntemlere tamamlayıcı olarak kullanılabilmektedir. Bu spesifik mikro-Doppler özniteliklerini çıkarmak amacıyla birleşik zaman-frekans analizi teknikleri kullanılmaktadır. Birleşik zaman-frekans analiz yöntemleri arasında genellikle Gabor transformu,Wigner-Wille Dağılımı ve Kısa Zaman Forurier transformu kullanılıyor olsada bunların arasında en iyi mikro-Doppler imzasının elde edildiği kısa zamanda fourier transformu son yıllarda en çok kullanılan yöntem olmuştur.

2.3 Zaman Frekans Analizi ve Kargaşa Bastırma

Zaman frekans analizinin temel amacı bir sinyalin zaman ve frekans alanlarındaki enerji dağılımlarını incelemektir. Bu alanda en çok bilinen dönüşüm bir sinyali farklı frekanslardaki sinüzoidlere ayrıştıran Fourier transformudur. Fourier transformunun matematiksel gösterimi Denklem (2.14)'deki gibi gösterilebilir.

$$S(w) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)e^{-jwt}dt \qquad (2.14)$$

Forier transformu değişmeyen sinyaller için çok verimli olsa da, frekansı zamanla değişiklik gösteren sinyaller uygun değildir. Bu yüzden, zamanla değişen sinyaller için birleşik zaman-frekans dönüşüm yöntemlerini kullanmak daha mantıklıdır. Birleşik zaman - frekans analizi yöntemlerinden en çok bilinen kıza zamanda fourier dönüşümüdür. Kısa zamanda fourier dönüşümü matemeaiksel fourier dönüşümünün w(t) parametresiyel pencereleme yapılmasıyla oluşturulmaktadır(Denklem (2.15)).

$$S(w) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)w(t-\tau)e^{-jwt}dt \qquad (2.15)$$

Wigner Ville Dağılımı (WVD) da insan mikro-Doppler spektrogramı çıkarılması için kullanılabilen ikinci dereceden bir zaman - frekans dönüşüm yöntemidir. WVD sinyallerin zaman ve frekans alanındaki bileşenlerin gösterimi için yüksek çözünürlük sağlayan bir yöntemdir. WVD matematiksel olarak Denklem (2.16)' deki gibi tanımlanmıştır.

$$WVD(t,w) = \int_{-\infty}^{\infty} s(\tau + \frac{t}{2})s^{*}(\tau - \frac{t}{2})e^{-jwt}dt$$
(2.16)

Fakat WVD çok bileşenli sinyallerde matemetiksel gösterimindeki çapraz terimlerden kaynaklanan parazitlere yol açtığından dolayı bir çok çalışmada mikro-Doppler imzalarının çıkarılmasında kullanılmamıştır. Kısa zamanda fourier dönüşümünde çapraz terimlerden kaynaklı parazitler meydana gelmemektedir. Sonuç olarak mikro-Doppler imzalarının çıkarılmasında kısa zamanda fourier dönüşümünün en iyi sonuç verdiği gözlenmiştir. Kısa zamanda fourier dönüşümünün karesi olarak tanımlanan spektrogramın ayrık zamanda matematiksel olarak çıkarımı ise Denklem (2.17)'de gibi özetlenebilir.

$$X(m,w) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]w[n-m]e^{-jwn}$$

$$spektrogram(m,w) = |X(m,w)|^{2}$$
(2.17)

Burada w[n] sonlu uzunlukta Hamming, Hanning, Barlet vb. gibi pencereleri ve w frekans bileşenini temsil etmektedir. KZFD bir sinyalin belirli pencerelerin uzunlukları kadarının alınıp Fourier dönüşümü uygulandıktan sonra sinyalin belirli bir miktar kaydırılarak bir matriste toplanması işlemi olarak özetlenebilir. Örnek bir spektrogram göstermek için, 10 Hz, 20 Hz, ve 40 Hz frekanslarında salınan 3 adet sinüs dalgası birbirine eklenerek KZFD alınmıştır. KZFD alınan sinyal ve bu sinyale ait spektrogram Şekil 2.7 'e görülebilir.



Şekil 2.7: Farklı Frekans Bileşenleri İçeren Bir Sinyal ve Bu Sinyale Karşılık Gelen Spektrogam

2.3.1 KZFD'nün karakteristik özellikleri

Temel bileşen olarak Fourier dönüşümünü kullanan KZFD hali hazırda çok hızlı hesaplanabilen birçok fast Fourier Transform (FFT) algoritmaları bulunduğundan verimli bir birleşik zaman-frekans analiz yöntemidir. Bununla birlikte, KZFD zaman-frekans çözünürlüğü konusunda önemli bir dezavantaja sahiptir. Heisenberg'in sinyal işlemeye uygulan belirsizlik ilkesinde[cite] bahsedildiği gibi bir sinyal aynı anda hem frekans hem zaman alanında istenildiği biçimde gösterilememektedir. Matematiksel olarak bir sinyalin zamansal ve spektral çözünürlüğü sabit ve alt sınırlı çıkmaktadır. Bu eşitsizliğe zaman-bant genişliği çarpım eşirsizliği denmekte ve Denklem (2.18)'deki gibi gösterilmektedir.

$$\Delta t \Delta f \ge \frac{1}{4\pi} \tag{2.18}$$

Burada t zamanı, f ise frekansı temsil etmektedir.Aynı anda en yüksek oranda zamansal ve spektral çözünürlüğü elde etmek amacıyla eşitliğin üst sınırı Gaussian module darbe ile sağlanmaktadır.

2.3.2 KZFD için Gerekli Hesaplamalar

Daha öncede bahsedildiği gibi, KZFD üst üste binen sinyallerin FFT'leri alınarak hesaplanmaktadır. KZFD hesaplanacak sinyalin uzunluğunu N, kaydırma miktarını M ve pencere boyutunu L olarak alalım. Bu durumda FFT'si alınmış içinde M adet örnek bulunan (N - M)/L adet sinyal segmenti oluşacaktır. M adet FFT için yapılması gereken kompleks toplama işlemi sayısının $Mlog_2(M)$,kompleks çarpma sayısının ise $\frac{M}{2}log_2(M)$ olduğu bilinmektedir. Son durumda yukarıda tanımlanan paranetre uzunluklarına göre N boyutunda bir sinyalin KZFD'nün hesaplanması için gereken komplesk toplama ve çarpma işlemi denklemleri surasıyla Denklem (2.19) ve Denklem (2.20) ile gösterilmiştir.

$$\frac{N-M}{L}(Mlog_2M) \tag{2.19}$$

$$\frac{N-M}{L}\left(\frac{M}{2}log_2M\right) \tag{2.20}$$

Kıza zamanda Fourier dönüşümü hesaplanırken seçilen pencere aralığı zamanfrekans çözünürlüğünü doğrudan etkilemektedir. Büyük pencere aralıkları (büyük Δt) birbirine yakın frekans komponentlerinin iyi bir biçimde ayrılmasına (düşük Δf) sebep olduklarından yüksek frekans çözünürlüğü oluştururlar. Fakat bu durum aynı zamanda düşük zaman çözünürğüne yol açmaktadır. Bu tür spektrogramlara literatürde darbantlı spektrogram denilmektedir. Diğer yandan pencere aralıkları düşük seçildiğinde (kısa Δt) zamansal çözünürlük yüksek çıkarken, spektral çözünürlük düşük(uzun Δf) çıkmaktadır. Bu tür spektraogramlara da genişbantlı spektrogram denilmektedir. Genişbantlı ve darbantlı spektrogramların zaman ve frekans eksenlerindeki uzunlukları Şekil 2.8'de gösterilmektedir.



Şekil 2.8: Seçilen Δt ve Δf aralıklarına göre Spektrogram Çeşitleri

2.4 Kargaşa Sinyali

Toplanan verilerden elde edilen mikro-Doppler imzaları incelendiğinde tüm spektrogramlarda ±5 Hz aralıklarında güçlü bir kargaşa sinyali çıktığı görülmüştür. Veri toplama işlemi kapalı bir ortamda yapıldığından dolayı arka planladaki nesnelerden yansıyan sinyaller radarda belli bir frekans aralığında hedeften dönen sinyalden çok daha güçlü olarak radara yansımaktadır. İnsan hareketleri tanıma ve sınıflandırma çalışmalarında bu kargaşa sinyali özellikle emekleme ve sürünme hareketlerinin bulnduğu frekans bandında görüldüğü için mikro-Doppler imzalarından çıkarılma yüksek sınıflandırma başarımı sağlamak için büyük bir önem taşımaktadır [22]. Moving Target Indicator (MTI) filtresi, en büyük özdeğerleri kullanarak kargaşa sinyalinin modellenmesi yöntemi ve yüksek geçirgen filtre kullanımı radara yansıyan kargaşa sinyalinin elimine edilmesi kullanılan yöntemler arasındadır. MTI filtreler mikro-Doppler imzası üzerinde çok fazla bozulmaya sebep olduklarından bu çalışmada kargaşa sinyalini baştırmak için yüksek geçirgen filtre kullanılmıştır.

En büyük özdeğer yönteminde kargaşa sinyalinin kovaryans matrisi sadece sadece kargaşa sinyalinden oluşan veri örneğinden hesaplanmaktadır. Kovaryans matrisinin en büyük özdeğerine tekabül eden özvektör ise kargaşa sinyalinin alt uzayını (subspace) temsil etmektedir. İnsan hareketi içeren veri kaydının kargaşa uzayındaki bileşeni hesaplanıp orjinal veri kaydından çıkarılmaktadır. Kalan sinyal çoğunlukla insan hareketinin mikro-Doppler imzasıdır. Aynı işlem kargaşa sinyali alt uzayının en büyük 5 özvektörü ile de denenmiştir ancak kargaşa alt
uzayını tek ve en büyük özvektör ile tanımlamak daha iyi sonuçlar vermektedir. Fakat bu yöntem, bazı durumlarda kargaşa sinyalinin olduğu frekans aralığındaki tüm sinyal bileşenlerini elimine ettiğinden dolayı tercih edilmemiştir.

Son yöntemde yüksek geçirgen bir filtre kullanılmıştır. Süzgeç tasarlanırken örnekleme frekansı 1000 Hz, durdurma frekansı 3 Hz, geçirme frekansı 5 Hz olarak seçilmiştir. Süzgece ait frekans ve faz cevapları sırasıyla Şekil 2.9 ve Şekil 2.10 da verilmiştir.Ham veri üzerinde kısa zamanda Fourier dönüşümü alınmadan önce bu süzgeçten geçirilmiştir.



Şekil 2.9: Kargaşa sinyali çıkarmak İçin Tasarlanan Yüksek Geçirgen Filtrenin Frekans Cevabı



Şekil 2.10: Kargaşa Sinyali Çıkarmak İçin Tasarlanan Yüksek Geçirgen Filtrenin Faz Cevabı

Şekil 3.5'de verilen düzenek yardımıyla alınan, köşeli yansıtıcının harmonik hareketine ait ham veri tasarlanan yüksek geçirgenli süzgeçten geçirilerek mikro-Doppler imzası çıkarılmıştır. Çıkarılan mikro-Doppler imzası incelendiğinde (Şekil 3.10) kargaşa sinyalinin başarılı bir biçimde bastırıldığı görülmektedir. Yüksek geçirgenli süzgeç yöntemi mikro-Doppler imzalarında herhangi bir bozulmaya yol açmadığından dolayı tez kapsamında mikro-Doppler imzalarının hepsinde kargaşa sinyalini bastırmak amacıyla bu yön kullanılmıştır.



(a) Kargaşa Sinyali İçeren Mikro-Doppler İmzası



(b) Kargaşa Sinyalinden Arındırılmış Mikro-Doppler İmzası

Şekil 2.11: Kargaşa Sinyali İçeren ve İçermeyen Mikro-Doppler İmzaları

2.5 Menzil Kayması

Radarlarda her bir darbe için yapılan darbe sıkıştırma işlemi sonrasında hedefin menziline bağlı olarak bir tepe noktası oluşmaktadır. Veri toplama işlemi sırasında hedef tek bir menzil hücresi içerisinde hareket edecek olursa darbe sıkıştırma işlemi sonucunda oluşan tepe noktaları birbirleriyle hizalı bir biçimde dizileceklerdir.

Fakat hedefin farklı menzil hücreleri içerisinde hareket etmesi durumunda her bir radar darbesi için hesalanan darbe sıkıştırma işlemi sonucunda bulunan tepe noktalarıda farklı menzil hücrelerinde çıkacaktır. Bu durumda tepe noktalarının hizalı konumları bozulacaktır. Bu etkiye literatürde menzil kayması denmektedir. Her bir hareket verisinin kısa zamanda fourier dönüşümü alınarak mikro-Doppler imzalarını elde etmeden önce menzil kayması etkisi düzeltilmelidir. Menzil kayması darbe şıkıştırma sonucu oluşan tepe noktalarının aynı menzil hücresinin içine düşecek şekilde kaydırılarak düzeltilmesi gerekmektedir. Bant genişliği 240 MHz olan BumbleBee radarın menzil çözünürlüğü 0.625 metre olduğundan BumbleBee radar ile toplanan verilerde menzil kayması problemi çoğunlukla yaşanmaktadır. Fakat BumbleBee radardaki menzil kayması etkisi donanımsal seviyede yaşandığından ve bizim donanıma müdahele etme şansımız olmadığından dolayı menzil kayması etkisi düzeltilememiştir. Örnek bir yürüme hareketi için menzil kayması etkisi Şekil 2.12'de görülmektedir.



a) Menzil kayması olan mikro-Doppler imzası b) Menzil kayması olmayan mikro-Doppler imzası

Şekil 2.12: Menzil Kayması Etkisi

2.6 Sınıflandırma

Literatürde şu zamana kadar birbirine göre avantajları ve dezavantajlarını bulunan bir çok sınıflandırma algoritması sunulmuştur. Bu tez kapmasında toplanan verilerin sınıflandırılması amacıyla Destek Vektör Makinları (DVM) ve kNN sınıflandırıcıları kullanılmıştır.

Destek vektör makinaları örüntü tanıma ve makine öğrenmesi gibi alanlarda sıkça kullanılan başarılı bir algoritmadır. Bu sınıflandırma algoritması tanımı gereği sadece iki sınıfı tasnif edebilen bir yapıya sahiptir. Bu sınıflandırma algortiması her iki sınıf içinde algortimaya verilen eğitim kümelerine göre bir model oluşturduktan sonra, gelen test verilerini bu modele göre ayırt etmektedir. Sadece iki sınıf iki sınıf tasnif edebilme özelliğine sahip bu algoritma, ikiden fazla sınıf olduğu durumlarda da kullanılabilmesi için literatürde çoklu oylama yöntemi ile modifiye edilmesi önerilmiştir. Çoklu oylama yöntemi ile tüm sınıfların ikili kombinasyonları alındıktan sonra her kombinasyon grubundaki yeni test verileri sınıflandırılmaktadır.İkili sınıflardan oluşmuş gruplar en fazla hangi sınıf seçmiş ise genel karar o seçilmektedir. Bu algoritmada bütün sınıf kombinasyonlarının sınıflandırılması yapıldığı için çok sınıflı yapılarda Ayrıca tüm sınıflara aynı uzayda bakılmasına olanak yavaş çalışmaktadır. sağlamayan bu algoritma, bakılmayan bölgelere denk gelen test verileri için yanlış sınıflandırma yapmaktadır.

k-En Yakın Komşu yöntemi yarı denetimli makine öğrenme tekniklerinden biridir. Bu algoritma kendisine girdi olarak verilen eğitim verilerini çok boyutlu uzayda yerleştirir. Sonradan algoritmaya dahil edilen test verileri ile eğitim verilerinin uzayda aralarındaki uzaklığa bakılır. Uzaklık ölçümleri arasında en çok kullanılan öklid metriği olmakla bereber bu metrik yapılan uygulamlara göre değişiklik gösterebilir. Bu algoritma tüm veriler arasında uzaklık ölçümü yaptığından dolayı diğer algoritmalara göre yavaş çalışır.

2.7 Literatürde Mikro-Doppler ile Hareket Tanıma

Radara geri yansıyan sinyallerde oluşan mikro-Doppler etkisinin her hedef için farklı olacağı teorisinden yola çıkılarak farklı hedef türlerinin ve aynı hedefin farklı hareketlerinin mikro-Doppler imzaları kullanılarak otomatik olarak sınıflandırılması üzerine literatürde birçok çalışma sunulmuştur. Literatürdeki çalışmaların büyük çoğunluğu hedefin radar üzerindeki mikro-Doppler etkisini incelemek amacıyla birleşik zaman-frekans analizi (BZFA) yöntemini kullanmaktadır. BZFA tekniklerinin başında Kısa Zamanda Fourier Dönüşümü (KZFD), Gabor Filtresi ve Wigner-Wille dağılımı gelmektedir. Bu tekniklerin hepsi farklı çalışmalarda kullanılmış olsalarda bunların arasında en çok tercih edilen teknik KZFD olmuştur. Bunların dışında BZFA kullanmadan, doğrudan radardan alınan ham veriyi kullanarak insan hareket tanıma ve sınıflandırma uygulaması yapan çalışmalarda mevcuttur [23].

İnsan yapısı radar kesit alanı (RKA) diğer hedeflere nazaran çok küçüktür. İnsanların radar karşısındaki bu özelliği radar ile insan hareketi sezim, tanıma ve sınıflandırma işlemlerini daha zorlu hale getirmektedir. mikro-Doppler ile insan hareketlerini tanıma ve sınıflandırma çalışmaları incelendiğinde sınıflandırma işleminin farklı insan hareketleri, insan grupları, otomobil, tank, helikopter ve hayvan gibi farklı hedefler üzerinden yapıldığı görülmektedir. Son zamanlarda yapılan çalışmaların büyük bir çoğunluğunda insan hareketlerinin incelendiği ve sınıflandırılmasının yapıldığı dikkat çekmektedir. Bunun sebebi son zamanlarda insan hareketi tanıma ve sınıflandırma teknolojisinin aciliyet teşkil etmesi ve bu teknolojinin çevre koruma, gözlem ve sivil uygulamalarda kullanılma olasılığının artmasıdır. Literatürde mikro-Doppler imzaları kullanılarak hedef sınıflandırma sorununa önerilen bir çok çalışma mevcuttur.Bu çalışmalar kullanılan radar türleri, hedef tipleri(insan, hayvan, araç, kargaşa vb.), veri setleri, öznitelik türleri, sınıflandırıcı çeşitleri bakımından birbirinden avrışmaktadırlar. Bu sebepten dolayı ilgili çalışmala incelenip en iyi yöntemin seçilmesi mümkün olmamaktadır. 2002 - 2003 vıllarında literatürdeki çalışmalar ölçülen mikro-Doppler imzasını modellemek üzerine odaklanmıştır. Önce insan vücudunda hareket eden herbir parçasının ayrı ayrı spektrogramı hesaplanarak toplam mikro-Doppler imzasının bu spektrogramların birleşimi olduğu gösterilmiştir [24]. Bu sonuca dayanarak Van Dorp [25] başarılı bir şekilde Boulic yürüme modelini [26] insandan alınan radar vanıtını hesaplamak için kullanmış ve oluşturulan 12 nokta inşan modelinin radar yanıtını modelleme için kullnılabileceğini deneysel verilerle de doğrulamıştır. Şekil 2.12'de bu calısma kapsamında denevsel olarak elde edilen yürüme hareketlerinin spektrogramları, Şekil 2.13 de ise aynı hareket için Boulic modeli kullaılarak yapılan simulasyon sonucunda elde edilen spektrogramlar verilmiştir. Yapılan çalışmada insanın baş kısmı küre olarak, diğer vücut parçaları ise silindir olarak modellenmiştir. Her bir parçanın radar kesit alanı hesaplanırken modellemede kullanılan geometrik biçimlerin radar kesit alanı modelleri baz alınmıştır. Vücudun toplam radar kesit alanı ise her birbir parçanın radar kesit alanının toplamları alınarak bulunmuştur.



Şekil 2.13: Deneysel Olarak Elde Edilen Spektrogramlar



Şekil 2.14: Benzetimsel Olarak Elde Edilen Spektrogramlar

İlerleyen yıllarda insan spektrogramları ayırt etmek için çeşitli yöntemler önerilmiştir.Van Dorp Boulic modelinden yararlanan bir sınıflandırma algoritmasıyla tek bir insanı, iki insanı ve bir aracı sınıflandırabilmektedir. Ancak otomobil gibi hedefleri mikro-Doppler bileşeni az olup hızı insanlardan farklı olduğu için bu en basit tanıma senaryolarından biridir.İnsan tanıma problemini asıl zorlaştıran durum, insanları mikro-Doppler imzasına ship başka hedeflerden ayırt etmektir.

[27] nolu çalışmada Ram ve Ling tarafından yürüme, koşma ve emekleme hareketleri için 'motion capture' teknolojisi ve bilgisayar simulasyonu yardımıyla mikro-Doppler imzaları çıkarılmıştır.Vucüt üzerinde ana kemikler için belirli noktalar belirlenmiş ve her hareket için bu noktaların 3 boyutlu uzayda konumları kaydedilmiştir. Simulasyon yapılırken kullanılan radarın merkezi frekansı 2.4 GHz olarak belirlenmiştir. Data toplama sırasında denekler radardan yaklaşık 8 metre uzakta ve radara farklı açılarda doğru ileri-geri koşma, yürüme ve emekleme hareketleri yapmışlardır. Simulasyon yapılırken insanın farklı vücut parçalarının radar kesit alanı hesaplanarak algoritmaya dahil edilmiştir. Çalışma sonucunda ortaya çıkan mikro-Doppler imzaları incelendiğinde farklı hareketler için farklı mikro-Doppler imzalarının çıktığı ve aynı hareketin farklı açılarda farklı imzalara sahip olduğu görülmüştür Ram ve Ling başka bir çalışmalarında da duvar arkasından insan hareketlerinin radarda oluşturduğu mikro-Doppler etkisini gözlemlemiş ve farklarını irdelemişlerdir [28].

[29] nolu çalışmada normal radar sistemlerine nazaran ucuz Kinect-tabanlı sensör kullanılarak bir radar simülatörü kurulmuştur. Veri toplanırken insan vücudun 17 farklı noktasının 3 boyutlu uzayda konumları kaydedilmiştir. Benzetimde merkezi çalışma frekansı 15 GHz, PRF değeri 2400 Hz, menzil çözünürlüğü ise 1 metre olarak seçilerek 16 farklı insandan yürüme, koşma, boks, zıplama ve rastgele hareketlerini içeren büyük bir veri tabanı oluşturulmuştur. Oluşturulan bu veri tabanı ile KNN sınıflandırıcısı kullanılarak yapılan sınıflandırma sonucunda yaklaşık % 87 başarım elde edilmiştir.



Şekil 2.15: a) Yürüme hareketi, b) Koşma hareketi, c) Emekleme Hareketi İçin Elde Edilen Spektrogramlar

Yarovoy ve Ligthart 2006 yaptıkları çalışmada ultra geniş bantlı (UWB) radar kullanarak insandan yansıyan sinyalleri herhangi bir birleşik zaman-frekans analizi tekniği kullanmadan incelemişlerdir. İnsanın dururken ve nefes alırkenki durumlarda geri yansıyan sinyallerin spektral varyasyonlarını inceleyip aralarındaki farklara değinmişlerdir [18]. Bir diğer çalışmada merkezi frekansı 3.2 GHz, PRF değeri 9.6 MHz olan P220 geniş bantlı radarı kullanılarak yürüme, koşma, dönme, yumruk atma, oturma/kalkma, emekleme ve sabit durma hareketleri için veri toplanmıştır. Veri toplanırken radar bistatik moduna getilmiştir ve antenler birbirinden 20 cm uzakta olacak biçimde konumlandırılmıştır.Destek Vektör Makinaları kullanılarak yapılan sınıflandırma sonucunda heraketler arasında %89.88 gibi bir başarım elde edilmiştir [30].



Şekil 2.16: Kinect Tabanlı Benzetim ile Oluşturulan Spektrogramlar

[31, 32] nolu çalışmalarda Kim ve Ling yürüme, koşma, elinde sopa tutarak yürüme, emekleme, yürüyerek boks, olduğu yerde durarak boks ve oturma hareketleri için 3 saniyelik veri toplayarak oluşan mikro-Doppler imzalarını incelemişlerdir. Veri tabanı oluşturulurken 12 farklı insandan toplamda 1008 adet veri toplanmıştır. Toplanan bu verilerin spektrogramları incelendiğinde gövdenin Doppler frekansı, Doppler sinyalinin toplam bant aralığı,toplam Doppler'in frekansta ötelemesi, mikro-Doppler olmadan spektrogramın bant aralığı, Doppler sinyal gücünün birimlenmiş standart sapması ve ayak ve kol hareketlerinin dönemi olmak üzere toplam 6 öznitelik çıkarılmıştır. Çıkarılan bu öznitelikler Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makinaları kullanılarak bir sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Yapılan sınıflandırma sonucunda yaklaşık %83 başarım elde edilmiştir.



Şekil 2.17: Farklı Hareketler için Oluşturulan Spektrogramlar [28]

[33] nolu çalışmada Tahmoush farklı yanca, yükseliş ve PRF değerlerinde elde edilen mikro-Doppler imzalarını inceleyerek bu mikro-Doppler imzalarının farklarını irdelemiştir. Çalışma sırasında merkezi çalışma frekansı 17 GHz, menzil çözünülüğü 2 metre olan ve PRF değeri operatör tarafından değiştirilebilen bir radar kullanılarak insan yürüme hareketi için açık alanda veri toplanmıştır. Radarın PRF değeri düştüğünde elde edilen spektrogramlar incelendiğinde insan uzuvlarının ayrımı kötüleşmiştir ve PRF değeri 400 olduğunda oluşan spektrogramın netliğini yitirdiği gözlenmiştir. Ayrıca 0°, 45° ve 90° derece yanca açılarıyla alınan verilerden elde edilen spektrogramlar incelenmiş ve yanca açısı 90° dereceye doğru giderken elde edilen mikro-Doppler imzaları incelenmiştir. Bu mikro-Doppler imzalarını yanca açısı arttıkça kötüleştiği gösterilmiştir (Şekil 2.12). Aynı şekilde yükseliş açısının değişimine göre elde edilen mikro-Doppler imzalrı incelenmiş ve ortaya çıkan spektrogramların yanca açısında olduğu kadar bozulmadığı görülmüştür.



Şekil 2.18: Aynı Hareketin Farklı Yanca Açılarına Göre Değişimi [30]

[34] nolu çalışmada ise Van Dorp Boulic yürüme modeli parametre kestirimi için öznitelik tabanlı bir metod sunmuştur. Yürüme modeli hareketi yapan insanların vücut, gövde, bacak hızları ve gövde, bacak ve kol hareketlerin frekans, genlik ve faz gibi karakteristik özellikleri kullanılarak oluşturulmuştur. Gövde ve bacaklardan yansıyan sinyallerin sinüzoidal bir yapıya sahip olduğu varsayılmış ve gövde ve bacak parametreleri spektrogram üzerindeki alt ve üst limitler kullanılarak hesaplanmıştır. Tempolu ve yavaş koşma, yürüme ve koşma gibi deneysel veriler 9.68 GHz merkezi frekansında çalışan bir **FMCW** radarla toplanmıştır. Son olarak öznitelik tabanlı ve model tabanlı yaklaşımlar karşılaştırılak model tabanlı yaklaşımlarda öznitelik tabanlı yaklaşımlara göre daha fazla sapma olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 2.19: [31] nolu Çalışmada oluşturulan Spektrogramlar

3. BUMBLEBEE RADAR

3.1 Teknik Özellikler

Daha önceki bölümlerde de belirtildiği gibi, bir darbe Doppler radar olan BumbleBee 2008 yılında Samraksh şirketi tarafından araştırma amaçlı olarak tasarlanmış ve kablosuz algılayıcı ağlarında kullanılabilecek biçimde optimize edilmiştir. Merkezi çalışma frekansı 5.8 GHz olan BumbleBee radarın kullanma kılavuzunda yazan bilgilere göre maksimum algılama mesafesi yaklaşık olarak 10 metredir. BumbleBee radarlar 60 derecelik konik yayılım açısı olan dahili bir antene sahiptir. Kullanımı sırasında BumbleBee radarın başta piller olmak üzere herhangi bir metal objeden en az 5 cm uzakta olması gerekmektedir.



Şekil 3.1: BumbleBee Radar

BumbleBee radarın üreticisi radarın çalıştığı merkez frekansı dışında radar karakteristiklerini belirleyen bant genişliği, PRF ve PRI gibi parametreleri kullanıcıya sağlamamaktadır. Bu nedenle radarın karakteristik özellikleri öğrenmek amacıyla BumbleBee radardan gönderilen sinyaller bir spektrum analizörü yardımıyla incelenmiştir [35]. BumbleBee radardan gönderilen sinyal 700 MHz ile 18 GHz arasında çalışabilen bir antenle dinlenerek spektrum analizöre verilmiştir. Daha sonra spektrum analizör yardımıyla radar sinyali incelenerek radar hakkındaki karakteriksel parametreler çıkarılmıştır. Spektrum analizörden alınan veriler MATLAB yardımıyla işlendikten sonra radardan yayılan sinyalin frekans alanındaki görüntüsü Şekil 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.2: BumbleBee Radardan Yayılan Sinyalin Frekans Spektrumu

Aynı şekilde BumbleBee radarın zaman alanındaki değişimini incelemek amacıyla radardan yayılan sinyal zaman alanındaki incelenmiş ve darbeler incelenerek PRF ve PRI gibi parametre bilgileri çıkarılmıştır. Radara ait sinyalin zaman alanındaki görüntüsü ise Şekil 3.3 de görülmektedir.



Şekil 3.3: BumbleBee Radardan Yayılan Sinyalin Zaman Alanındaki Görüntüsü

BumbleBee radardan yayılan sinyalin incelenmesi sonucu elde edilen karakteristik bilgiler toplu bir biçimde Çizelge 3.1'de görülebilir.

Merkezi Frekans	$5.8~\mathrm{GHz}$
Darbe Genişliği	40 ns
PRF	2 MHz
Bant Genişliği	240 MHz
Hüzme Genişliği	60 derece
Menzil Çözünürlüğü	0.625 metre

Çizelge 3.1: BumbleBee Radar Sistem Parametreleri

BumbleBee radar hızı 2.6 cm/s ile 2.6 m/s arası olan hedefleri algılayabilecek biçimde tasarlanmıştır. Algılanacak menzil dijital ve üzerindeki potansiyometre yardımıyla analog olarak kontrol edilebilmektedir. Bu radar In-Phase (I) ve Quadrature-Phase (Q) olmak üzere iki adet sinyal çıktısını kullanıcıya vermektedir. Bu iki sinyal C = I + jQ eşitliği yardımıyla kompleks forma dönüştürülür. Bu kompleks sinyal radarın algılama mesafesinden yapılan hareketlere dair bilgiler içerir. Her iki kanaldan alınan I ve Q sinyalleri TelosB üzerinde analog dijital çevirici tarafından örneklenmektedir. Örneklenen sinyaller COM portu aracılığıyla MATLAB ile işlenmek üzere bilgisayara aktarılmaktadır. Bu sinyaller bilgisayara aktarılırken I ve Q sinyalleri bir mesaj paketine eklenir. Örnek bir mesaj paketi içeriği Çizelge 3.2 'de verilmiştir.

Çizelge 3.2: BumbleBee Radardan Bilgisayara Aktarılan Ornek Mesaj Paketi

Header	Type	Counter	NodeID	Ι	Q
00 FF FF FF FF 1A 00	EF	1B B3	1	0A DD	0B 07

Birden fazla BumbleBee radar kullanılarak bir kablosuz algılayıcı ağı kurulduğu durumda her bir mesaj paketindeki Node ID kısmı dikkate alınarak ilgili algılayıcı düğümündeki veriler işlenmek üzere çekilir. BumbleBee radardan alınan ham verideki I ve Q örnekleri orjinal hızlı zaman örnekleri değildir. Aksine bu veriler her bir uzaklık aralığında (range bin) yavaş-zaman sıkıştırılmış darbe-doppler bilgisini içermektedir. Bu sebeple BumbleBee radardan alınan bu bilgilerden radyal hız ve doppler bilgisi çıkarılırken, hedef-uzaklık bilgisi çıkarılamamaktadır.

3.2 Literatürde BumbleBee Radar ile Yapılan Çalışmalar

2008 yılında araştırma amaçlı olarak üretilmeye başlanan BumbleBee radar bir çok çalışmada farklı amaçlar ile kullanılmıştır. Bilinen radarların aksine BumbleBee radarın ergonomik, pil yardımıyla çalıştırılabilir ve ucuz olması ve kablosuz algılayıcı ağlarında kullanılabilmesi araştırmacıların çalışmalarında BumbleBee radarı tercih etmelerine neden olmuştur.

[36] nolu çalışmada Kizhakkel BumbleBee radarı kullanarak insan, köpek ve sadece kargaşa sinyali toplayarak bu sinyalleri kullanarak elde ettiği spektrogram tabanlı, skalogram tabanlı ve Haar dönüşümü tabanlı mikro-Doppler imzalarını incelemiştir. Araştırmacı toplanan mikro-Doppler imzalarını sınıflandırmak için yer değiştirme tabanlı, hedef hızı tabanlı ve hedefin ivmesi tabanlı öznitelikler çıkarmıştır. Çıkarılan bu öznitelikler Çok Katmanlı Algılayıcı Sinir Ağı,Decision Tree ve Destek Vektör Makinaları yardımıyla sınıflandırarak mikro-Doppler imzalarını oluştururken kullanılan her bir dönüşüm için ayrı ayrı bi başarım hesaplanmıştır. Bu çalışmada yapılan başarım sonuçları Çizelge 3.3'de verilmiştir.

	ÇKSAS	Karar Ağaçları(Desicion Tree)	DVM
Spektrogram Tabanlı	%94.55	%93.64	%94.55
Scalogram Tabanlı	%93.64	%94.55	%94.55
Haar Dönüşümü Tabanlı	%95.45	%96.66	%91.82

Çizelge 3.3: 36 nolu Çalışma Elde Edilen Sınıflandırma Sonuçları

[37] nolu çalışmada Blaser BumbleBee radar ile bir hedef takip çalışması yapmıştır. Çalışmada 4 adet BumbleBee radar kablosuz radar algılayıcı ağı kurularak ağın içinde hareket eden hedefleri ait veriler ana düğüm aracılığıyla kablosuz olarak bilgisayara aktarılarak işlem yapılmıştır. Çalışmada genişletilmiş kalman filtresinin tutarlılığını arttırmak için bir hız düzeltme yaklaşımı sunulmuştur. Sonuç olarak kablosuz radar düğümleri kullanılarak hedefe ait hız ve pozisyon bilgileri çıkarılarak yeni bir takip algoritması geliştirilmiştir. Başka bir çalışmada ise BumbleBee radar kullanılarak insanların göz hareketleri incelenmiştir [38]. Yapılan çalışmada BumbleBee radar algılayıcısı bir gözlüğün üzerine monte edilerek (Şekil 3.4) göz kırpma hareketinin Doppler frekansı incelenmiştir. Toplanan veriler Temel Bileşen Analizi (TBA) ile incelenerek göz kırpma hareketlerden yorgunluk, baygınlık ve uyku belirtisi gibi durumların sınıflandırılabileceği gösterilmiştir.



Şekil 3.4: [38] nolu Çalışmadaki Radar Yerleşimi

3.3 BumbleBee Radarın Başarım Sınırlarını Belirleme Deneyleri

3.3.1 Deney 1: Genel İnsan Hareketleri

Tez kapsamında ilk olarak insan hareketi tanıma çalışması yapmak amacıyla 4 adet BumbleBee radardan oluşan bir kablosuz radar sensör ağı TOBB ETÜ Uzaktan Algılama Laboratuvarı'nda kurulmuştur. Önceki bölümlerde BumbleBee radarın menzilinin enfazla 10 metre olduğu belirtilmişti. BumbleBee radarın bu özelliği uzun zamanlı veri toplanması kısıtladığından dolayı, daha uzun veri toplamak maksadıyla deneyler koşu bandı üzerinde yapılmıştır. İlk önce sadece radar görüş açısı 0 derece iken insan yürüme, koşma, ve emekleme hareketleri veri toplanıp bu veriler incelenmiştir. Veri toplama aşamasında radar Şekil 3.5'te gösterildiği biçimde yerden 50 santimetre yukarıda ve koşu bandından 70 cm ileride konumlandırılmıştır.



Şekil 3.5: Veri Toplama Sırasında Kullanılan Deney Düzeneği

Deney düzeneği kurulduktan sonra radarı düzgün çalışıp çalışmadığını test etmek ve mikro-Doppler imzasının düzgün çıkarıldığından emin olmak amacıyla bir köşeli yansıtıcı (Şekil 3.6) tavana ip yardımıyla asılarak radara karşı 0 derece görüş açısıyla harmonik bir hareket yaptırılmıştır.



Şekil 3.6: Deneyde Kullanılan Köşeli Yansıtıcı

Köşeli yansıtıcının harmonik hareketi sonucunda elde edilen mikro-Doppler imzası incelendiğinde hedef hareketinin beklenildiği gibi önce yüksek frekanslarda salınım yaptığı sonrasında ise hedefin hızının düşmesine bağlı olarak frekans salınımının gittikçe azaldığı görülmüştür. Şekil 3.7 de görüldüğü üzere ± 5 Hz etrafında mikro-Doppler imzasının diğer bileşenlerinden güçlü bir kargaşa sinyalinin olduğu görülmektedir. Bu kargaşa sinyali 2. bölümde anlatılan yüksek geçirgenli filtre yöntemiyle baştırılarak temiz bir spektrogram (Şekil 3.8) elde edilmiştir.



Şekil 3.7: Köşeli Yansıtıcının Harmonik Hareketi Sonucu Ortaya Çıkan Mikro-Doppler İmzası (Kargaşa Sinyalli)



Şekil 3.8: Köşeli Yansıtıcının Harmonik Hareketi Sonucu Ortaya Çıkan Mikro-Doppler İmzası (Kargaşa Sinyalsiz)

Köşeli yansıtıcı ile yapılan harmonik salınım deneyi ile BumbleBee radarın düzgün çalıştığı ve mikro-Doppler imzalarının olması gerektiği gibi elde edildiği görülmüştür. Bu aşamadan sonra farklı insan hareketlerinin mikro-Doppler imzalarının çıkarmak amacıyla BumbleBee radarlardan oluşan bir kablosuz algılayıcı ağı kurulmuştur. 4 adet BumbleBee ve 5 adet TelosB Tmote kullanılarak oluşturulan bu algılayıcı ağında veri toplamak için kullanılan yapının blok diyagramı Şekil 3.10 da verilmiştir.



Şekil 3.9: Veri Toplama Yapısının Blok Diyagramı

Burada 4 adet BumbleBee, kablosuz algılayıcı ağlarında kablosuz haberleşme amaçlı kullanılan TelosB'lere bağlanmıştır. Hedefin hareket bilgisini içeren ve her bir TelosB tarafından toplanan veri belirli bir sıra ve aralıklarla 5. bir TelosB'ye aktarılır. 5. TelosB tarafından alınan 4 radara ait veriler bilgisayarın COM portu aracılığıyla MATLAB ile işlenmek üzere bilgisayara aktarılır. Veri toplama aşamasında 4 adet BumbleBee radar hedefe göre sırasıyla -30, 0, 60 ve 90 derecelik açılarla yerleştirilmiştir (Şekil 3.10). Bu sayede hedefin radara göre farklı görüş açılarındaki hareketinin mikro-Doppler imzalarına etkisinin gözlenmesi amaçlanmıştır.



Şekil 3.10: Deney Düzeneği - 1 deki Radar Yerleşimi

3.3.2 Deney -2: Görüş Açısının ve Gözlem Süresinin Etkileri

Başka bir çalışmada insan mikro-Doppler imzası veri tabanı oluşturmak ve bu veri tabanı kullanılarak insan hareketlerini sınıflandırma uygulaması geliştirmek amacıyla kapsamlı bir veri toplama işlemi yaplmıştır. Bu veri toplama aşamasında tek bir BumbleBee radar kullanılmıştır. Uzun süreli veri toplamak amacıyla yürüme, koşma ve emekleme gibi hareketler koşu bandı kullanılarak yapılmıştır.

Gerçek bir senaryoda, hedef radara göre farklı görüş açılarında ilerleyebilir. Aynı hareket için farklı görüş açılarında alınan mikro-Doppler imzaları birbirinden farklı olduğundan hedefin radara göre görüş açısında çıkan mikro-Doppler imzaları detaylı bir biçimde incelenmelidir. Bu nedenle veri toplama sırasında BumbleBee radarın yeri 0 dereceden 90 dereceye 15 derece aralıklarla değiştirilerek her açı değerinde için 3 hareketi içeren veriler toplanmıştır.

Bu aşamada 10 farklı insandan emekleme, yürüme, koşma hareketleri için 7 farklı açıda 64'er saniye veri toplanmıştır. 64 saniyelik veriler veri tabanının büyütülmesi amacıyla 8 saniyelik parçalara ayrılmıştır. Toplamda 10 farklı insan, 3 farklı hareket, 7 farklı görüş görüş açısı ve 8 farklı deneme olmak üzere 1680 veri setinden oluşan bir veri tabanı oluşturulmuştur. Elde dilen her bir veri seti yüksek geçirgen süzgeç ile kargaşa sinyalinden arındırılarak mikro-Doppler imzaları elde dilmiştir.

Çizelge 3.4: Deney 2'de Toplanan Veri Sayısı

Denek S.	Açı S.	Hareket S.	Deneme S.	Toplam Veri S.
10	7	3	8	1680

Bu veri toplama aşamasının başka bir adımında TOBB ETÜ Teknoloji Merkezi koridorunda emekleme, yürüme ve koşma hareketleri için kısa süreli veri toplanmıştır. Denekler data toplama sırasında farklı hız, açı ve yörüngelerde hareket etmişlerdir. Senaryo boyunca denekler 1)balkondan radara, 2) balkondan asansörlere, 3) asansörlerden radara ve merdivenlerden radara olmak üzere 4 farklı rotada gidiş ve geliş hareketleri yapmışlardır. Her bir rotada emekleme, koşma ve yürüme hareketleri tekrarlanmıştır. Deneyin yapıldığı ortam ve hareket edilen yörüngeler ayrıntılı olarak Şekil 3.11 de gösterilmiştir.



Şekil 3.11: Deneyin Yapıldığı Ortam ve Hareket Edilen Yörüngeler

Yapılan bu koridor deneyinde 5 farklı kişiden, 4 farklı yörüngede, 2 farklı yönde,3 farklı hareket ve her hareket için 5 deneme yapılarak toplamda 600 veri seti toplanmıştır(Çizelge 3.5).

Denek Sayısı	5
Yörünge Sayısı	8
Açı Sayısı	7
Hareket Sayısı	3
Deneme Sayısı	5
Toplam Veri Sayısı	600

Çizelge 3.5: Koridor Deneyinde Toplanan Veri Sayısının Özeti

3.3.3 Deney -3: Sağlık Gözlemeden Faydalanarak Destekli Hareketler

Radarın sağlık uygulamalarında bir görüntüleme aracı olarak kullanılabilir olması bu konuda yapılan araştırmaların artmasına yol açmıştır. Hastane, huzurevi ve evde yaşlı bakılan ortamlarda ani bir düşme, atak geçirme gibi beklenmeyen olayların anında farkedilmesi hayati riskleri düşürmektedir. Bu amaçla TOBB ETÜ Uzaktan Algılama Laboratuvarı'nda yürüme, aksak yürüme, baston ile yürüme, 3 ayaklı baston ile yürüme, yürüteç ile yürüme ve tekerleki sandalye hareketleri toplanmıştır. Veri toplama aşamasının ilk kısmında tek radar, ikinci kısmında ise 5 adet radardan oluşan bir kablosuz algılayıcı ağı kullanılmıştır. Veri toplama sırasında kullanılan ekipmanlar Şekil 3.12'de verilmiştir.



Şekil 3.12: Veri Toplama Sırasında Kullanılan Ekipmanlar

Tek sensör kullanıldığı durumda her bir hareket için 0, 30 ve 60 derece açılarında 8 farklı insandan her bir hareketi tekrar etmeleri istenmiştir.Uzun tutulan hareket süreleri sonrasında bölünerek toplamda elde edilen veri seti çoğaltılmıştır. Bu aşamada elde edilen veriler Çizelge 3.6 daki şekilde özetlenmektedir.

	Denek S.	Açı S.	Deneme S.	Data Bölümü	Veri S.
Baston	8	3	5	4	480
3 Ayaklı Baston	8	3	5	4	480
Aksak Yürüme	8	3	5	4	480
Yürüteç	8	3	5	4	480
Normal Yürüme	8	3	5	2	240
Sandalye	8	3	5	2	240
Toplam					2400

Çizelge 3.6: Yardımcı Ekipmanlarla Toplanan Veri Sayısının Ayrıntıları



Şekil 3.13: Veri Toplama Ortamı -1

5 radardan oluşan kablosuz algılayıcı ağı kullanıldığı durumunda 5 kişiden normal yürüme, aksak yürüme, baston ile yürüme, 3 ayaklı baston ile yürüme, yürüteç ve tekerkeli sandalye hareketleri için toplamda 840 veri seti toplanmıştır. Deneye katılan insanlardan kablosuz algılayıcı ağı içerisinde rastgele rotalarda hareket etmeleri istenmiştir. Kullanılan radarlardan 4 tanesi yerden 1 metre yukarıda olacak biçimde laboratuvarın dört bir yanına, 1 tanesi ise tavana monte edilmiştir. Böylece bütün açı ve perspektiflerde veri toplanması amaçlanmıştır.



Şekil 3.14: Kullanılan Sensör Dizilimi

3.4 Örnek Mikro-Doppler İmzaları

Yapılan deneyler sırasında toplanan veri setlerinden hareket bilgisi ve öznitelik çıkarımı yapılmadan önce her bir veri seti kargaşa sinyalinin bastırılması amacıyla yüksek geçirgen filtreden geçirilmiştir. Sonrasında ise bu veri setlerine KZFD uygulanarak mikro-Doppler imzalarını içeren spektrogramlar çıkarılmıştır. Her bir harekete ait mikro-Doppler imzaları ilerleyen şekillerde verilmiştir.



(a) Emekleme hareketi için oluşan mikro-Doppler imzası



(b) Sandalye Hareketi İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzası

Şekil 3.15: Emekleme ve Sandalye Hareketleri İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzaları



(b) Koşma Hareketi İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzası

Şekil 3.16: Yürüme ve Koşma Hareketleri İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzaları



(a) Aksak Yürüme Hareketi İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzası



(b) Baston ile Yürüme İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzası

Şekil 3.17: Aksak Yürüme ve Baston ile Yürüme Hareketleri İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzaları



(a) 3 Ayaklı Baston ile yürümehareketi için oluşan mikro-Doppler imzası



(b) Yürüteç ile Yürüme için oluşan mikrp-Doppler imzası

Şekil 3.18: 3 Ayaklı Baston ve Yürüteç ile Yürüme Hareketleri İçin Oluşan Mikro-Doppler İmzaları

4. ÖZNİTELİK ÇIKARIMI VE SINIFLANDIRMA

Bu kısımda insan hareketi tanıma ve sınıflandırma çalışmalarında kullanılacak özniteliklerin çıkarılma metodları hakkında bilgi verilecektir. Öznitelikler sınıflandırılacak sınıflarda ortak bulunan fakat bu sınıfların farklılıklarını ortaya koyan değişkenlerdir. Bu tez kapsamında toplanan verilerden oluşturulan mikro-Doppler imzalarından öznitelik çıkarımı çalışması yapılmıştır. Çıkarılan özniteliklerin ayrıntılı açıklaması sonraki bölümlerde verilecektir.

Çalışmada kapsamında çıkarılan öznitelikler temel olarak iki bölüme ayrılmaktadır. İlk öznitelik kümesi insan hareket bilgisi içeren mikro-Doppler imzaları kullanılarak elde edilmektedir. Bir başka öznitelik kümesi olan "Discrete Cosine Transform" (DCT) tabanlı öznitelikler ise hareketin mikro-Doppler imzası kullanılmadan direkt olarak ham veri üzerinden hesaplanmaktadır. İlerleyen bölümlerde bu özniteliklerin tam olarak neleri ifade ettikleri ve matematiksel açıklamaları ayrıntılı oplarak açıklanmaktadır.

4.1 Fiziksel Öznitelikler

Literatürde insan tespiti için önerilmiş birçok öznitelik bulunmaktadır. İnsan hareketlerinin mikro-Doppler imzaları kullanılarak hesaplanan ve her hareket için farklı sonuçlar alan özniteliklere fiziksel öznitelikler denmektedir. Fiziksel öznitelik kavramı ilk defa [31] nolu çalışmada Kim ve Ling tarafından ortaya atılmıştır. Bu öznitelikler insan hareketinin karakteristiği hakkında birçok bilgi taşımaktadırlar.
Tez kapsamında çıkarılan fiziksel öznitelikler sırasıyla aşağıda listelenmiş ve öznitelik çıkarım prosedürü detaylandırılmıştır.

- 1. Gövde Yanıtının Ortalaması
- 2. Alt Zarfın Ortalaması
- 3. Alt Zarfın En Büyük Değeri
- 4. Alt Zarfın En küçük Değeri
- 5. Üst Zarfın Ortalaması
- 6. Üst Zarfın En Büyük Değeri
- 7. Üst Zarfın En Küçük Değeri
- 8. Üst ve Alt Zarfların Tanımlandığı Bant Aralığı
- 9. Gövde Yanıtının Bant Genişliği
- 10. Mikro-Doppler İmzasının Toplam Bant Genişliği

4.1.1 Fiziksel Özniteliklerin Matematiksel Çıkarımı

4.1.1.1 Gövde Yanıtından Çıkarılan Öznitelikler

Sinyalin KZFD alındıktan sonra oluşan spektrogram matrisi S(i, j) olarak adlandırılsın. Burada *i* frekans eksenine *j* ise zaman eksenine karşılık gelen indisleri belirtmektedir.*M*, *S* matrisinin satır uzunluğunu, *N* ise sütun uzunluğunu belirten değişkenler olsun. Gövde yanıtının bulunabilmesi için bu S matrisinin her sütunundaki maksimum güce sahip elemanların frekansları bulunmaktadır. Bu işlem Denklem 4.1'de görülmektedir.

$$\lambda_i = \arg_i \max(S(i,j)) \quad i = 1, 2, 3..., M$$

$$P(j) = f(\lambda_i)$$
(4.1)

P matrisi S vektörünün sütunları boyunca, S matrisinin en yüksek güce sahip frekanslarını içermektedir. P vektörü bulunduktan sonra P vektörünün ortalaması ve standart sapması hesaplanarak outlier olarak değerlendirilen ve ortalamadan standart sapmanın iki katı kadar uzaklıktan daha uzak noktalar P vektöründenden çıkarılır. Bu işlemden sonra oluşan vektöre P' vektörü denecek olursa Denklem 4.2 kullanılarak gövde yanıtının ortalaması (GYO) bulunur.

$$GYO = \frac{\sum_{j} P'(\lambda_i)}{N'}, \ j = 1, 2, 3..., N'$$
(4.2)

GYO bulunduktan sonra gövde yanıtını içeren P' vektörünün maksimum ve minimum frekans değeri arasında kalan bant genişliği hesaplanır. Bu bant genişliğinin mutlak değeri gövde yanıtının bant genişliğini (GHBG) vermektedir.

$$GYBG = |maks(P'(j)) - min(P'(j))|, \ j = 1, 2, 3, ..., N'$$
(4.3)

4.1.1.2 Alt ve Üst Zarflardan Çıkarılan Öznitelikler

Sinyalin KZFD alındıktan her sütunda toplam enerjiyi ve enerji değişimini bulabilmek için bir sütundaki tüm satırların enerjileri toplanır(Denklem 4.4).

$$E_T(i,j) = \sum_{k=1}^{i} S(k,j)^2, \ i = 1, 2, \dots M, \ j = 1, 2, \dots, N$$
(4.4)

Üst ve alt zarf konumlarının belirlenebilmesi için bir sütunun enerjisinin alttan ve üstten %3 kadar değiştiği konumlar bulunuyor. Bu işleme tüm sütunlar boyunca devam edilerek üst zarf ve alt zarf bulunmaktadır.

$$UZ(j) = \arg_{i} \min(E_{T}(i, j)) - E_{T}(M, j) * 0.97$$

$$AZ(j) = \arg_{i} \min(E_{T}(i, j)) - E_{T}(M, j) * 0.03$$

$$j = 1, 2, 3, ..., N$$
(4.5)

Üst zarf ve alt zarf vektörleri bulunduktan sonra bu vektörlerin ortalaması ve standart sapmaları bulunarak ortalamaların iki standart sapma dışında kalan outlier değerler bu vektörlerden çıkarılır. Bu aşamadan sonra alt zarf ve üst zarf vektörleri son halini alır. Bu vektörlerden üst zarfın ortalaması, alt zarfın ortalaması, üst zarfın maksimum değeri, üst zarfın minimum değeri, alt zarfın maksimum değeri, alt zarfın minimum değeri gibi öznitelikler hesaplanmaktadır.Bu özniteliklerin çıkarımının matemetiksel açıklamaları Denklem 4.6'da verilmektedir.

$$\begin{split} UZMAKS &= max(UZ(j)), \quad j = 1, 2, 3, ..., N \\ UZMIN &= min(UZ(j)), \quad j = 1, 2, 3, ..., N \\ AZMAKS &= max(AZ(j)), \quad j = 1, 2, 3, ..., N \\ AZMIN &= min(AZ(j)), \quad j = 1, 2, 3, ..., N \\ UZO &= ort(UZ(j)), \quad j = 1, 2, 3, ..., N \\ AZO &= ort(AZ(j)), \quad j = 1, 2, 3, ..., N \end{split}$$
(4.6)

4.1.1.3 Alt ve Üst Zarfların Tanımlandığı Bant Bant Genişliği

Alt ve üst zarfların tanımlandığı bant genişliği alt ve üst zarfların ortalamaları arasındaki frekans farkına tekabül etmektedir.Bu bant genişliği Denklem 4.7'deki gibi ifade edilmektedir.

Zarfların Bant Genişliği
$$(ZBG) = |ZO - AZO|$$
 (4.7)

4.1.1.4 Mikro-Doppler İmzasının Toplam Bant Genişliği

Mikro-Doppler imzasının toplam bant genişliği , üst zarfın maksimum doppler frekansı ile alt zarfın minimum doppler frekansı arasındaki değer olarak tanımlanmaktadır.Bu tanı

Toplam Bant Genişliği
$$TBG = |UZMAKS - AZMIN|$$
 (4.8)

4.1.2 Fiziksel Özniteliklerin Spektrogram Üzerinde Gösterimleri

Bu kısımda önceki bölümlerde matematiksel çıkarımları açıklanan öznitelikler örnek bir yürüme mikro-Doppler imzası üzerinde gösterilerek daha ayrıntı olarak incelenecektir.

4.1.2.1 Gövde Doppler Frekansının Ortalaması

Gövde doppler frekansını elde etmek için sinyalin KZFD alındıktan sonra oluşan spektrogram matrisinin herbir sütunundaki en yüksek eleman bulunur. Daha sonra bu elemanın doppler frekans eksenindeki konumu bulunur. Oluşturulan spektrogramın her bir sütunu için bu işlem tekrarlanarak sütunların en yüksek enerjili elemanlarını içeren bir vektör elde edilir. Bu vektörün ortalaması alınarak gövde doppler frekansının ortalamasına ulaşılır. Örnek bir yürüme spektrogramı üzerinde bulunan ve öznitelik olarak kullanılan gövde doppler frekansının ortalaması Şekil 4.1'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1: Gövde Doppler Frekansının Ortalaması

4.1.2.2 Üst ve Alt Zarf Öznitelikleri

Üst ve alt zarf özniteliklerini bulmak için sinyalin KZFD alındıktan sonra her bir sütunundaki enerjilerin alttan ve üstten belirli bir miktar değiştiği konumlar bulunmaktadır. Bu işleme tüm sütunlar boyunca devam edilerek alt ve üst zarflara ulaşılır. Alt ve üst zarflar elde edildikten sonra maksimum değerleri, minimum değerleri ve ortalama değerleri alınarak ilgili zarflar için 3'er adet öznitelik değeri çıkarılır. Üst ve alt zarfa ait, zarfaların minimum, maksimum ve ortalama değerleri sırasıyla Şekil 4.2 ve Şekil 4.3'de örnek bir yürüme spektrogramı üzerinde gösterilmiştir.



Şekil 4.2: Üst Zarftan Çıkarılan Öznitelikler



Şekil 4.3: Alt Zarftan Çıkarılan Öznitelikler

4.1.2.3 Toplam Doppler Bant Genişliği

Sinyalin KZFD alındıktan sonra oluşan spektrogramın her bir sütunundaki enerjilerin alttan ve üstten belirli bir miktar değiştiği konumlar bulunmaktadır. Bu işleme tüm sütunlar boyunca devam edilerek alt ve üst zarflara ulaşılır. Üst zarfın maksimum doppler frekans değeri ile alt zarfın maksimum doppler frekans değeri arasındaki bant genişliği fiziksel bir özniteliği temsil etmektedir ve Şekil 4.4'te gösterilen toplam bant genişliği değerini vermektedir.



Şekil 4.4: Toplam Bant Genişliği

4.1.2.4 Alt ve Üst Zarfların Ortalamaları Arasındaki Bant Genişliği

Üst ve alt zarf özniteliklerini bulmak için sinyalin KZFD alındıktan sonra her bir sütunundaki enerjilerin alttan ve üstten belirli bir miktar değiştiği konumlar bulunmaktadır. Bu işleme tüm sütunlar boyunca devam edilerek alt ve üst zarflara ulaşılır.Alt ve üst zarf değerlerinin ortalamaları hesaplanarak bu ortalamalar arasında kalan doppler bant genişliği bulunur. Bulunan bu Doppler bant genişliği öznitelik olarak kullanılan ve Şekil 4.5'te gösterilen alt ve üst zarf ortalamaları arasındaki bant genişliğini vermektedir.



Şekil 4.5: Alt ve Üst Zarfların Ortalamaları Arasındaki Bant Genişliği

4.1.2.5 Gövde Salınımının Bant Genişliği

Sinyalin KZFD alındıktan sonra oluşturulan spektrogram matrinin her bir sütununun en yüksek güce sahip elemanları bulunur. Daha sonra bu elemanların doppler frekans eksenindeki konumları bulunarak bu konumlara karşılık gelen Doppler frekansları bulunur. Sonuç olarak spektrogramın sütun sayısı kadar uzunlukta Doppler frekanslarını içeren bir elde edilir. Bu vektör içerisinde yer alan Doppler frekansları gövde Doppler sinyalini içermektedir. Gövde Doppler sinyalinin minimum ve maksimum değerleri arasında fark Şekil 4.6'da gösterilmekte ve öznitelik olarak kullanılan gövde salınımının bant genişliğini vermektedir.



Şekil 4.6: Gövde Salınımının Minimum ve Maksimum Değerleri

4.2 DCT Tabanlı Öznitelikler

İnsan vücudunun farklı noktalarından dönen sinyallerin toplamı mikro-Doppler ana Doppler frekansı etrafındaki frekans kiplemelerini oluşturmaktadır. Birden fazla vücut parçasından dönen radar sinyallerinin oluşturduğu mikro-Doppler frekansı Denklem 4.9'da verildiği gibi modellenebilir [39].

$$f_d(t) = \frac{2\pi}{\lambda} \sum_{i=1}^{I} [2v_i + 2D_i w_i \cos(\xi_i) \cos(w_i t + \phi_i)]$$
(4.9)

Burada I hareket eden vücut parçalarını, v_i hareket eden vücut parçasının i. bölümünü, w_i ve ϕ_i *i*.parçanın açısal frekans ve başlangıç faz parametrelerini, ξ_i hareket eden veya titreşen parçanın radara göre görüş açısını ve λ radar sinyalinin dalga boyunu temsil etmektedir.

Denklem 4.9'da görüldüğü gibi mikro-Doppler imzaları kosinüs fonksiyonları içerdiğinden Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD), mikro-Doppler spektrum kestirimi için verimli bir biçimde kullanılabilir. AKD dönüşümünün matemetiksel ifadesi-Denklem 4.10'daki gibi tanımlanmıştır.

$$C(k) = h(k) \sum_{t=0}^{T-1} f_d(t) \cos[\pi(t+\frac{1}{2})\frac{k}{T}]$$
(4.10)

Burada T incelenen datanın uzunluğu ve $k \in [0, T - 1]$ olarak tanımlanmıştır. Ayrıca işlem sırasında kullanılan h(k) parametresinin alacağı değer Denklem 4.11'deki eşitsizlik ile tanımlanmıştır.

$$h(k) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{T}}, & k = 0\\ \sqrt{\frac{2}{T}}, & \text{diger durumlarda} \end{cases}$$
(4.11)

Öznitelik çıkarımı aşamasında uygulanan algoritma Denklem 4.12'de verilmiştir. Bu denklemde AKD alınan verinin 10 tabanında logaritması alındıktan sonra ters ayrık kosinüs dönüşümü alınmıştır. Bu işlem sonucunda ortaya çıkan öznitelik vektörü *G* Denklem 4.12'deki gibi ifade edilebilir.

$$G(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k) * |log_{10} C_T(k)| * \cos[\pi(n+\frac{1}{2})\frac{k}{N}]$$
(4.12)

AKD dönüşümü öznitelikleri toplanan bütün veriler için çıkarılmıştır. Çıkarılan AKD katsayıları gözlemlendiğinde ilk 20 tanesinden sonra bütün katsayıların birbirine yakın çıktığı görülmüştür. Bu tüzden insan hareketi tanıma ve sınıflandırma çalışmalarında her bir hareket için çıkarılan AKD katsayılarının ilk 20 tanesi öznitelik olarak kullanılmıştır.

4.3 Duruş Zamanı Analizi

Sınır gözetimi ve sağlık gözetimi gibi uygulamalarda kullanılan radarların hedefleri ve ilgili durumları ne kadar kısa sürede sınıflandırabilecekleri kısıt son zamanlarda sıkça araştırılan önemli bir konudur. BumbleBee radarın operasyonel kısıtlarını öğrenebilmek amacıyla sınıflandırma performansının duruş zamanı (hedefin izlenme süresi) ve görüş açısına göre değişimi analiz edilmiştir.

Analiz sırasında ilgili hareket için alınan veriler 0.1 saniyelik parçalara ayrılmıştır. Bu 0.1 saniyelik parçalar her seferinde birbirine eklenerek KZFD alındıktan sonra öznitelikleri çıkarılmıştır. Yani ilk seferde 0.1 saniyelik veriye ikinci seferde 0.2 saniyelik veriye ve 3. seferde 0.3 saniyelik veriye bakılarak öznitelik çıkarımı yapılmıştır. Bu prosedür Şekil 4.7'deki gibi gerçekleşmektedir.



Şekil 4.7: Duruş Zaman Analizi Prosedürü

4.4 Sınıflandırma İşleminin Tanıtımı

Sınıflandırma işlemi özniteliklerin başarılı bir biçimde çıkarılmasıyla başlar. Daha çıkarılan bu özniteliklerin ilgili sınıflandırma algoritmalarına girdi olarak verilip sınıflandırma başarım sonuçlarının elde edilmesiyle sona erer. Bu tez kapsamında veri toplamak amacıyla yapılan farklı deneylerde elde edilen yürüme, koşma, emekleme, aksak yürüme, baston ile yürüme, 3 ayaklı baston ile yürüme, yürüteç ile yürüme ve tekerlekli sandalye gibi hareketlerin düşük güç tüketimli BumbleBee radar kullanılarak birbirininden nasıl bir başarım performansıyla ayrılabildiği incelenmiştir.

Tüm sınıflandırıcı metotlarında kullanlan veriler genel olarak ikiye ayrılır. Bu gruplar eğitim ve test grupları olarak adlandırılmaktadır. Her sınıflandırıcı kendisine girdi olarak verilen farklı sınıflara ait öznitelikleri aldıktan sonra istatiksel yöntemler uygulayarak sınıflar arasında belirli bir model oluşturur. Böylelikle eğitim grubunun sınıflandırıcı tarafından işlenerek tasnif edeceği sınıfları öğrenmesi sağlanmış olur. Sınıflandırıcı eğitildikten sonra ikinci grubu oluşturan test verileri algoritmaya girdi olarak verildikten sonra sınıflandırma başarımları çıkarılır.

Bu çalışma kapsamında sınıflandırıcı olarak kNN ve SVM kullanılmıştır. kNN sınıflandırma algoritması ikiden fazla sınıfı sınıflandırabilirken SVM sınıflandırma algoritması sadece iki sınıfı aynı anda sınıflandırabilmektedir. Fakat SVM algortiması çoğunluk oylaması (majority voting) yöntemiyle ikiden fazla sınıfı aynı anda sınıflandırabilen forma getirilerek kullanılabilmektedir. kNN sınıflandırı algoritması test verilerinden gelen herhangi bir verinin, eğitim verilerinden en yakın K sayıda komşularına bakar ve bu komşuların çoğunluğun ait olduğu sınıfı test verilerinden gelen bu herhangi verinin sınıfı olarak atar.

Sınıflandırma işlemi sırasında kullanılan verilerin %40'ı test verisi olarak %60'ı eğitim verisi olarak ayrılmaktadır. Ayrıca sınıflandırma başarımı hesaplanırken eğitim ve test verileri toplam veri seti içinden belirtilen yüzdelerle rastgele olarak seçilmektedir. Eğitim ve test grupları rastgele seçildiğinden dolayı toplam sınıflandırma başarımı sınıflandırıcı algoritması 30 kez çalıştırıldıktan sonraki başarım ortalaması olarak bulunmaktadır.



GİRDİ

Şekil 4.8: Çalışmada İzlenen Yol

4.5 Bina İçi Gözlemleme Uygulama Sonuçları

4.5.1 Deney - 1 Sonuçları

Veri toplama aşaması - 1'de BumbleBee radar test edildikten sonra yürüme, koşma ve emekleme verileri için tek sensörlü ve 4 sensörden oluşan bir kablosuz algılayıcı ağı yardımıyla veri toplanmıştı. Tek radarlı veri toplama aşamasında BumbleBee radar direkt olarak radara TelosB yardımıyla bağlanarak yapılan ilgili harekete ait bilgiler içeren I ve Q sinyalleri bilgisayara COM portu yardımıyla bir mesaj paketinin içine gömülü bir biçimde aktarılmıştır. Bu mesaj paketlerinin içerisindeki I ve Q dataları alındıktan sonra C = I + jQ eşitliği yardımıyla karmaşık sinyale dönüştürülmüştür.

Elde edilen bu karmaşık sinyalin KZFD dönüşümü alındıktan sonra mikro-Doppler imzasını içeren spektrograma ulaşılır. Tek sensör kullanılarak koşu bandı üzerinde veri toplanırken yapılan hareketlerin hızları emekleme hareketi için 1 km/saat, yürüme hareketi için 2 km/saat ve koşma hareketi için 5 km/saat olarak ayarlanmıştır. Her bir hareket için elde edilen mikro-Doppler İmzaları imzaları incelenerek farklı hareketlerin imzalarındaki farklar gözlemlenmiştir.

Şekil 4.9'da verilen emekleme, yürüme ve koşma haraketlerinin mikro-Doppler imzaları incelendiğinde hareketin hızı arttığında el, kol ve bacaklar yansıyan sinyallerin mikro-Doppler imzalarının daha yüksek frekans değerlerine ulaştığı görülmektedir. Ayrıca yine el, kol ve bacakların hareketinden oluşan frekans kipleme aralıklarının koşma hareketi emekleme hareketinden koşma hareketine gidildikçe sıklaştığı görülmüştür. Bu deneyde yapılan hareketler koşu bandı üzerinde yapıldığından dolayı hedef radara karşı bir ilerleme hareketi yapmamaktadır. Bu sebepten dolayı bütün hareketler için oluşturulan spektrogramlarda gövdeden yansıyan sinyallerin doppler frekansları 0 Hz civarında çıkmaktadır. Gövdeden yansıyan doppler frekansı bir öznitelik olarak kullanıldığından koşu bandı kullanılarak yapılan diğer deneylerde gövdenin hızına karşılık gelen doppler frekansı bulunduktan sonra spektrogram kaydırılarak olması gerektiği yere getirilmiştir.



Şekil 4.9: Emekleme, Yürüme ve Koşma Hareketleri İçin Oluşan Spektrogramlar

Veri toplama aşamasının ikinci kısmında ise 4 adet BumbleBee radardan oluşan bir kablosuz algılayıcı ağı kurulmuştu. Farklı görüş açılarının mikro-Doppler imzası üzerine etkilerini incelemek amacıyla radarlar hedefe göre -30, 0, 60 ve 90 derecelik açılarla yerleştirelerek emekleme ,yürüme ve koşma hareketlerinin verileri toplanmıştı.

Toplanan bu verilerle oluşan mikro-Doppler imzalarından (Şekil 4.9-4.11) sırasıyla gövde salınımının maksimum değeri, gövde salınımının minimum değeri ve gövde salınımının bant genişliği olmak üzere 3 adet öznitelik çıkarılmıştır. Bunlar hedefin hızına bağlı temel öznitelikler olrak adlandırılmaktadır. 2 km/saat hızla yürüyen bir insan insanın hareketinden dolayı oluşan Doppler frekans kayması 3.31 Hz, 5 km/saat hızla koşan bir insanın hareketinden dolayı oluşan frekans kayması 8.28 Hz, 1 km/saat hızla emekleyen bir insanın hareketinden dolayı oluşan Doppler frekans kayması 1.65 Hz olarak çıkmaktadır.

Çıkarılan bu özniteliklerden kalite kestirimi yapmak amacıyla Temel Bileşen Analizi (TBA) yöntemi kullanılmıştır. Her sensöre ait verilerden çıkarılan özniteliklerin özdeğerleri TBA kullanılarak bulunmuştur. Her hareket için bulunan bu özdeğerler toplanarak bütün sensörlerin skorları hesaplanmıştır. Hedefe göre görüş açısı 0 derece olan sensör 2'den çıkarılan özniteliklerin en iyi sonucu vermesi, görüş açısının 90 derece olduğu sensör 4'ten çıkarılan özniteliklerin ise kestirimleri düştüğünden dolayı en kötü sonucu vermesi beklenmektedir. Elde dilen bu skorlara göre yürüme ve koşma için Sensör 2'den çıkarılan öznitelikler,emekleme için sensör 3'ten çıkarılan öznitelikler en iyi sonucu vermektedir.

		HAREKETLER		
SENSÖR	ÖZNİTELİK	YÜRÜME	KOŞMA	EMEKLEME
1	1	-28	17	9,25
1	2	-8	-20,3	-1,88
1	3	-8,75	4	-0,5
SENSÖI	R 1 SKORU	-44,75	0,7	-11,63
1	1	64	42	-48
1	2	8,77	38	$15,\!62$
1	3	17,25	43	9
SENSÖI	SENSÖR 2 SKORU		123	-23,38
1	1	47	68	148
1	2	0,77	-7,22	-6
1	3	16,25	42	20
SENSÖR 3 SKORU		$63,\!95$	102,78	162
1	1	25	-127	-91
1	2	1,225	-11,228	-7
1	3	-24,75	-80	-43
SENSÖR 4 SKORU		1,475	-218,22	-141

Çizelge 4.1: Temel Bileşen Analizi Skorları

Sonuç olarak bu aşamada BumbleBee radar ile başarılı bir şekilde mikro-Doppler imzalarının çıkarılabildiği gösterilmiştir. Emekleme, yürüme ve koşma gibi farklı insan hareketlerinin mikro-Doppler imzaları oluşturularak bu imzalar arasındaki görsel farklar irdelenmiştir. Radar karşısında hareket eden insanın hızı arttıkça gövdeden yansıyan doppler frekansının etrafında oluşan kiplemelerin sıklıklarının arttığı gözlenmiştir. Emekleme için el, kol ve bacaklardan dönen sinyallerin oluşturduğu kipleme genliklerinin en düşük, koşma hareketi için el, kol ve bacaklardan dönen sinyallerin oluşturduğu kipleme genliklerinin en yüksek olduğu görülmüştür. Ayrıca bir kablosuz algılayıcı ağı kurularak farklı görüş açılarında alınan hareket verileri ile birlikte görüş açısının aynı hareketin mikro-Doppler imzası üzerine etkisi tartışılmıştır.

4.5.2 Deney - 2 Sonuçları

Veri toplama aşaması-2'nin ilk bölümünde daha uzun süreli veri toplamak amacıyla koşu bandı üzerinde 10 farklı denek, 3 farklı hareket ve 7 farklı açı değeri kullanılarak toplamda 1680 adet veri toplanmıştı. Toplanan verilerin KZFD dönüşümü alınarak mikro-Doppler imzaları oluşturulmuştur [40]. KZFD alınırken kullanılan pencere uzunluğu, FFT sayısı ve üst üste gelme uzunluğu gibi parametre değerleri sırasıyla 64, 2048 ve 8 olarak olarak belirlenmiştir.

Bu veriler üzerinde, alınan verilerin ne kadar kısa sürede düzgün, tatmin edici bir biçimde sınıflandırılabileğini ölçerek radarın operasyonel kısıtları hakkında bilgi edinmek amacıyla duruş süresi analizi yapılmıştır. Duruş süresi analizi başlangıcı ilk olarak 0.4 saniyeden başlamış veri süresinin zaman dilimi her seferinde 0.1 saniye arttırılarak her zaman dilimi için sınıflıdırma sonucu bulunmuştur. Yani algoritmanın ilk dönüşünde verinin ilk 0.4 saniyesi, ikinci dönüşünde ilk 0.5 saniyesi, üçüncü dönüşünde ilk 0.6 saniyesi üzerinden öznitelik çıkarımı yapıldıktan sonra sınıflandırma başarımları elde edilerek kaydedilmiştir.

Çıkarılan öznitelikler kNN ve SVM olmak üzere iki tür sınıflandırma algoritması kullanılarak sınıflandırılmışlardır. Bilindiği üzere SVM sınıflandırıcı algoritması sadece iki sınıfı birbirinden ayırt edebilmektedir. Ancak bu algortima çoğunluk oylaması (majority voting) yaklaşımı ikiden fazla sınıfı ayırt edebilecek forma dönüştürülebilmektedir. Duruş süresi analizi 0 dereceden 90 dereceye kadar 7 açı için yapılmıştır. Analiz sonucunda iki farklı sınıflandırıcı için ortaya çıkan sonuçlar Şekil 4.10 ile Şekil 4.16 arasındaki gibi çıkmıştır.



(a) Duruş Süresi Analizi, Görüş Açısı=0 Derece KNN



(b) Duruş Süresi Analizi, Görüş Açısı = 0 Derece SVM

Şekil 4.10: Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı=0 Derece





Şekil 4.11: Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı=15 Derece



(b) Duruş Süresi Analizi, Görüş Açısı = 30 Derece SVM

Şekil 4.12: Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı=30 Derece





Şekil 4.13: Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı = 45 Derece





Şekil 4.14: Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı=60 Derece



zaman [saniye] (b) Duruş Süresi Analizi, Görüş Açısı = 75 Derece SVM

Şekil 4.15: Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı=75Derece



(a) Duruş Süresi Analizi, Görüş Açısı = 90 Derece KNN



(b) Duruş Süresi Analizi, Görüş Açısı = 90 Derece SVM

Şekil 4.16: Duruş Süresi Analizi ile Sınıflandırma Sonuçları Görüş Açısı = 90 Derece

Toplanan 8 saniyelik emekleme, yürüme ve koşma verilerinin her açı için kendi aralarında sınıflandırılması sonucu oluşan sınıflandırma başarım sonuçları kNN ve SVM sınıflandırıcıları için Şekil 4.16'da verilmiştir.



(a) Farklı Görüş Açıları için Sınıflandırma Başarımları kNN(Komşuluk =3)



(b) Farklı Görüş Açıları için Sınıflandırma Başarımları SVM

Şekil 4.17: Farklı Görüş Açıları için Sınıflandırma Başarım Sonuçları

Şekil 4.9 ile Şekil 4.16 arasındaki sınıflandırma sonuçları incelendiğinde BumbleBee radardan 5 metre uzakta ve farklı görüş açılarında alınan verilerin sınıflandırma başarımlarının yaklaşık 1 saniyede yerlerine oturduğu görülmektedir. Farklı sınıflandırıcı algoritmaları kullanılarak bulunan sonuçları incelendiğinde SVM ve kNN sınıflandırıcılarının başarım oranları hemen hemen aynı çıkmıştır. Burada sınıflandırma işlemi yapılırken uygulanan öznitelik çıkarımı aşamasında 10 tane fiziksel ve 10 tane DCT tabanlı öznitelik olmak üzere her bir veri için toplamda 20 tane öznitelik çıkarılmıştır.

Yine 20 öznitelik kullanılarak farklı görüş açılarında yapılan duruş analizi sonuçları ile bulunan sınıflandırıcı sonuçlarına göre 90 derece hariç bütün görüş açılarında %85'in üzerinde sınıflandırma sonucu bulunmuştur. Görüş açısı 90 derece olduğunda radar ile hedefe dair sağlıklı veri alınamadığından sınıflandırma sonuçlarının tutarsızlaştığı saptanmıştır. Hedef radara göre 90 derecelik bir görüş açısıyla koştuğunda doğru sınıflandırma oranının yaklaşık olarak %50 seviyelerine indiği görülmektedir.

Veri toplama aşaması - 2'nin bir başka bölümününde TOBB ETÜ Teknoloji Merkezi'nin elektronik katı koridorlarında (Şekil 3.11) 5 farklı kişiden 4 farklı rotada, 2 farklı yönde, 3 farklı hareketi 5 defa tekrarlamaları istenerek toplamda 600 veri elde edilmişti. Deneklerden hareketleri yaparken belli hızlarda hareket etmelerinin istenmesinin aksine doğal olmaları, günlük hayatta nasıl hareket ediyorlarsa öyle hareket etmeleri istenmiştir. Bu sayede farklı açı ve hızlarda emekleme, yürüme ve koşma hareketlerinin toplanarak gerçekçi bir senaryo uygulaması yapılmaya çalışılmıştır.

Elde edilen bu verilerin %60'ı eğitim, %40'ı test verisi olarak rastgele seçildikten sonra 5 komşuluğunda kNN sınıflandırıcı yardımıyla sınıflandırılmıştır. Sonuç olarak emekleme hareketi %93.4, yürüme hareketi %89.9, koşma hareketi %87.9 gibi başarım oranlarıyla sınıflandırılmışlardır(Çizelge 4.2). Veri toplamam aşamasında kullanılan rotlar hesaba katıldığında, ortaya çıkan bu sınıflandırma başarımlarının, tek sensör kullanılarak koşu bandı üzerinde alınan verilerin sınıflandırma sonuçları ile tutarlı olduğu görülmektedir.

	Yürüme	Koşma	Emekleme
Yürüme	89.9	4.5	5.6
Koşma	11,8	87.9	0.3
Emekleme	6.5	0.1	93.4
Duyarlıılık	0.90	0.875	0.925
Hassaslık	0.837	0.94	0.925

Çizelge 4.2: Koridor Datası Kullanılarak Bulunan Karışıklık Matrisi

Sonuç olarak veri toplama aşaması - 2 'de elde edilen veriler kullanılarak BumbleBee radarın karakteristik özellikleri hakkında bilgi edinilmiştir. Farklı görüş açısı ve duruş zamanlarında sınıflandırma analizi yapılarak radarın ne kadar sürede nasıl bir başarım sonucu verdiği gözlemlenerek, radarın operasyonel kısıtları incelenmiştir. Bu kısıtlar göz önünde buludurularak BumbleBee radarın 75 derece görüş açısında dahi aldığı bilgilerler ile her hareket için %85' in üzerinde bir sınıflandırma başarımı elde edilebildiği görülmüştür. Görüş zamanı analizi sonuçlarına göre ilk 6 açı değerinde sınıflandırma başarımlarının 1.5 saniye içerisinde yerlerine oturduğu görülmüştür. Genel olarak kNN ile bulunan sınıflandırmabaşarımları SVM ile bulunan sınıflandırma sonuçlarından yüksek çıkmıştır. 90 derece görüş açısına kadar bütün açılarda yapılan sınıflandırma sonuçlarına göre bütün hareketlerin birbirinden rahatlıkla ayrılabildiği görülmüştür. Koridor verileri kullanılarak gerçek bir senaryo uygulanmaya çalışılmış ve elde edilen sınıflandırma sonuçlarının koşubandı ile alınan verilerin sınıflandırma sonuçları ile tutarlı olduğu görülmüştür. Koridorda toplanan veriler kullanılarak yapılan sınıflandırma sonuçlarına göre toplam başarımın %90'ın üzerinde olduğu saptanmıştır. Yapılan deney ve sınıflandırma çalışmalarını incelendiğinde BumbleBee radar ile kapalı ortamda insan hareketi sınıflandırılması uygulamalarının rahatlıkla yapılabileceği anlaşılmıştır.

4.5.3 Deney - 3 Sonuçları

Veri toplama aşaması - 3'te yaşlı, hasta ve engelli insan hareketlerinin incelenmesine yönelik bir veri toplama çalışması yapılmıştır. Bu veri toplama aşamasında ilk önce tek BumbleBee radar kullanılarak yürüme, aksak yürüme, baston ile yürüme, 3 ayaklı baston ile yürüme, yürüteç yardımıyla yürüme ve tekerlekli sandalye hareketlerinin mikro-Doppler imzaları toplanmıştır. Bu aşamada 0, 30 ve 60 derece olmak üzere 3 farklı görüş açısı kullanılmış ve toplamda 4'er saniyelik 2400 adet veri elde edilmiştir.Mikro-Doppler imzalrı oluşturulurken pencere uzunluğu 64, FFT sayısı 2048 ve üst üste binme uzunluğu 8 seçilmiştir.

Toplandıktan sonra mikro-Doppler imzaları oluşturulmadan kargaşa sinyalinden arındırılan bu verilerin %60'ı test grubu ve %40'ı eğitim grubu olrak ayrılmıştır. Bu veriler üzerinden fiziksel öznitelikler, DCT tabanlı öznitelikler, LPC tabanlı öznitelikler [29] ve kepstsrum katsayı öznitelikleri çıkarılmıştır.

Bu aşamadan sonra ilk önce teketlekli sandalye hareketi ile diğer sınıflardan alınan veriler SVM sınıflandırma algoritmasına verilerek iki sınıflı bir bir başarım sonucu elde edilmiştir. Bu sınıflandırma sonucuna göre tekerlekli sandalye hareketinin, diğer 5 sınıfın oluşturduğu gruptan %92.81 gibi bir oranla başarıyla ayrıldığı görülmüştür.Bu sınıflandırma sonucu elde edilen karışıklık matrisi Çizelge 4.3'te verilmiştir.

	Tekerlekli Sandalye	Diğer Sınıflar
Tekerkekli Sandalye	92.81	7.19
Diğer Sınıflar	4.64	95.37

Çizelge 4.3: İkili Sınıflandırma Sonucu Oluşan Karışıklık Matrisi

	Aksak Yürüme	Baston Grubu	Yürüme	Tekerlekli S.
Aksak Yürüme	63.98	12.33	9.15	15.54
Baston Grubu	11.40	63.77	2.65	22.19
Yürüme	13.50	0.63	85.52	0.92
Tekerlekli S.	18.42	22.42	1.58	57.58

Çizelge 4.4: Dörtlü Sınıflandırma Sonucu Oluşan Karışıklık Matrisi

Ikinci olarak yürüme, aksak yürüme, baston hareketleri ve yürüteç hareketlerinden oluşan 4 sınıf, SVM sınıflandırma algoritması ile sınıflandırılmıştır. elde edilen sınıflandırma sonuçları incelendiğinde tüm sınıflar arasında toplamda %67.74 gibi bir başarım oranı elde edildiği görülmektedir. Bu sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi Çizelge 4.4'deki gibi bulunmaktadır.

Veri toplama aşamasının ikinci kısmında 5 adet sensörden oluşan bir koblosuz algılayıcı ağı kurulmuştur. Kapalı ortamlarda insanların radara göre görüş açıları ve görüş hatları sürekli değişiceğinden dolayı bir algılayıcı ağı kurulması tercih edilmiştir. Bu zaman kadar yapılan kablosuz algılayıcı ağı çalışmalarında algılayıcılar birbirlerine göre 90 derecelik görüş açısı ile yerleştirilmişlerdir. Bu sayede bir radar algılayıcısı düşük görüş açısında, kalitesiz veri aldığı durumlar, başka bir radar algılayıcısının 0 derece görüş açısında kaliteli veri alınmasıyla telafi edilebilmektedir. Bu çalışmada kapsamında kullanılan 5 sensörden 4'ü yerden 1 metre yükseklikte ve karşılıklı olarak konumlandırılmıştır. Kalan son sensör ise farklı hedefi farklı açılardan görüntülemek amacıyla tavana monte edilmiştir. Tavana monte edilen radardan hedefin hareketine bakılmaksızın alınan örnek bir mikro-Doppler imzası Şekil 4.18'de görülmektedir.



Şekil 4.18: Tavan Sensöründen Alınan Verilerle Elde Edilen Mikro-Doppler İmzası

Sensör pozisyonlarının sınıflandırma performanslarına etkilemek amacıyla 0, 30 ve 60 derece görüş açılarıyla toplanan verilerin mikro-Doppler imzaları hesaplanmıştır. Bu mikro-Doppler imzalarından 127 adet öznitelik çıkarılarak SVM sınıflandırma algoritması yardımıyla sınıflandırma başarımları bulunmuştur. Çizelge 5-6-7-8'de her açı ve tavan sensörü için bulunan karışıklık matrisleri görülmektedir. Elde edilen başarımlara bakılacak olursa, 0 derece görüş açısında %73.94 oranında bir başarım elde edildiği ve bu başarımın oranının 30 ve 60 derece görüş açılarında %64.47'ye düştüğü görülmektedir. Tavana monte edilmiş radardan alınan veriler ile yapılan sınıflandırma da ise başarım oranı %56.42 olarak bulunmuştur.

	Tekerlekli Sandalye		Diğer Sınıflar	
Tekerkekli S.	94.69		5.31	
Diğer Sınıflar	3.92		96.08	
	Aksak Yürüme Baston Grubu		Yürüme	Tekerlekli S.
Aksak Yürüme	74.63	4.75	5.75	14.88
Baston Grubu	11.88	74.00	0.13	14.00
Yürüme	20.25	0	77.50	2.25
Tekerlekli S.	14.13	16.25	0	69.93

Çizelge 4.5: 0 Derece Görüş Açısında Oluşan Karışıklık Matrisi

Çizelge 4.6: 30 Derece Görüş Açısında Oluşan Karışıklık Matrisi

	Tekerlekli	Sandalye	Diğe	r Sınıflar
Tekerkekli S.	94.28		5.72	
Diğer Sınıflar	0.97		99.03	
	Aksak Yürüme Baston Grubu		Yürüme	Tekerlekli S.
Aksak Yürüme	61.38	10.50	10.5	17.63
Baston Grubu	12.25	57.75	18.88	11.13
Yürüme	15.75	6.00	73.25	5.00
Tekerlekli S.	15.75	15.50	3.25	65.50

Çizelge 4.7: 60 Derece Görüş Açısında Oluşan Karışıklık Matrisi

	Tekerlekli Sandalye		Diğer Sınıflar	
Tekerkekli S.	95.31		4.69	
Diğer Sınıflar	1.88		98.12	
	Aksak Yürüme Baston Grubu		Yürüme	Tekerlekli S.
Aksak Yürüme	66.13	12.25	11.25	10.38
Baston Grubu	5.63	52.00	0.25	42.13
Yürüme	19.00	10.00	57.50	13.50
Tekerlekli S.	6.13	83.50	0.25	10.13

	Tekerlekli Sandalye		Diğer Sınıflar	
Tekerkekli S.	72.67		27.33	
Diğer Sınıflar	33.25		66.75	
	Aksak Yürüme Baston Grubu		Yürüme	Tekerlekli S.
Aksak Yürüme	57.18	9.33	16.25	17.25
Baston Grubu	14.13	58.00	9.25	18.63
Yürüme	17.68	8.33	65.75	8.25
Tekerlekli S.	36.13	3.88	15.25	44.75

Çizelge 4.8: Tavan Sensörü Verileriyle Oluşan Karışıklık Matrisi

Bu bölümde yapılan çalışmalar sonucu yaşlı, hasta ve engelli insan hareketlerinin radar sistemleri ile gözlenerek belirli hareketler arasında sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Ayrıca kablosuz radar ağı yardımıyla aynı hareketler farklı görüş açılarında incelenmiştir. Tek bir sensörün hedefi göremediği yerlerde aynı hedefi daha iyi bir görüş açısıyla görebilen başka sensörler kullanmak sınıflandırma başarımını çok ciddi oranlarda arttıracaktır. Farklı açılara göre yapılan sınıflandırma başarımları incelendiğinde sınıfların en iyi derecede ayrıldığı ve başarım oranlarının en iyi çıktığı görüş açısının 0 derece olduğu görülmektedir. Gerçek bir senaryoda görüş açısının arttıkça başarım oranlarının düştüğü belli olmaktadır. Ortaya çıkan başarım sonuçlarına göre mikro-Doppler ile insan hareketlerinin sınıflandırılması uygulamalarında kablosuz radar ağlarının kullanılması gerekliliği anlşılmıştır. Tüm sınıflandırma sonuçlarına göre radar sistemlerinin ve kablosuz radar ağlarının kapalı ortam insan hareketleri tanıma ve sınıflandırma uygulamalarında rahatlıkla kullanılabileceği ortaya çıkmıştır. Çalışmada kullanılan BumbleBee radarın saniye başına kullanıcıya verdiği kısıtlı veri oranına rağmen sınıflandırma sonuçlarının tatmin edici olduğu görülmüştür.

5. SONUÇLAR VE GELECEK ÇALIŞMALAR

Bu tez kapsamında emekleme, yürüme, koşma gibi günlük insan hareketleri ve aksak yürüme, baston ile yürüme, 3 ayaklı baston ile yürüme, yürüteç ve tekerlekli sandalye gibi yaşlı, hasta ve ya engelli insan hareketleri kapalı ortamda düşük güç tüketimli, ergonomik ve ucuz radar sensörleriyle incelenerek sınıflandırma çalışması yapılmıştır.

Yapılan çalışmalarda, akustik, kızılötesi, titreşim/sismik ve görsel algılayıcılara göre birçok avantaja sahip radarlar kapalı ortamda alınan veriler yardımıyla insan hareketleri tanıma ve sınıflandırma çalışmalarında kullanılmışlardır. Elde edilen sınıflandırma sonuçlarına göre radarların kapalı ortam gözetiminde ve insan hareketi tanıma ve sınıflandırma çalışmalarında başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Farklı görüş açılarında toplanan veriler yardımıyla insan mikro-Doppler imzalarının farklı görüş açılarına göre değişimi incelenmiştir. Ayrıca farklı görüş açılarında sınıflandırma başarım oranları gözlemlenerek, insan hareketlerinin mikro-Doppler imzalarının hedefin radar göre görüş açısı 90 dereceye yaklaştıkça birbirine benzediği ve sınıflandırma başarım oranlarının düştüğü görülmüştür. Duruş zamanı analizi ile Bumblebee radar ile toplanan verilerin ne kadar kısa sürede optimal başarım oranlarına ulaştıkları incelenmiştir. Yapılan analizler sonucu BumbleBee radar ile alınan veriler ile elde edilen sınıflandırma başarımlarının birinci saniyeden sonra optimal yerlerine oturdukları, hedefin doğru olarak sınıflandırılması için en az bir saniyelik veri gerektiği görülmüştür.

Oluşturulan radar algılayıcı ağı ile hedef hareketleri aynı anda birden fazla algılayıcı ile birden fazla görüş açısında gözlemlenmiştir. Alınan bu veriler herhangi bir füzyon tekniği kullanılmadan sınıflandırıldıklarında bile yaklaşık olarak %60 gibi bir sınıflandırma başarım oranı elde edilmiştir. Yapılan bu çalışmaların devamında yapılacak çalışmalar daha gelişmiş radar algılayıcıları kullanılarak insan hareketlerinin incelenmesi, çeşitli füzyon algoritmaları ve kablosuz radar ağları kullanmak, radarlar, optik ve kızılötesi algılayıcıları aynı anda kullanarak bir füzyon çalışması, farklı sınıflandırma tekniklerinin sınıflandırma başarımına etkisinin incelenmesi olarak sıralanabilir.
KAYNAKLAR

- [1] MultiMedia LLC. https://samraksh.com/.
- [2] Kai-Tai Song and Wei-Jyun Chen. Human activity recognition using a mobile camera. In 2011 8th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI), pages 3–8, November 2011.
- [3] W. Wolf and I.B. Ozer. A smart camera for real-time human activity recognition. In 2001 IEEE Workshop on Signal Processing Systems, pages 217–224, 2001.
- [4] Bingbing Ni, Yong Pei, P. Moulin, and Shuicheng Yan. Multilevel Depth and Image Fusion for Human Activity Detection. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 43(5):1383–1394, October 2013.
- [5] A. Iosifidis, A. Tefas, and I. Pitas. Person specific activity recognition using fuzzy learning and Discriminant Analysis. In Signal Processing Conference, 2011 19th European, pages 1974–1978, August 2011.
- [6] C. Rusu, M.V. Ghiureau, M. Sirbu, R.C. Bilcu, and J. Astola. On the design of an acoustic based wildlife intruder detection system. In 2013 7th Conference on Speech Technology and Human - Computer Dialogue (SpeD), pages 1-4, October 2013.
- [7] Young-Keun Choi, Ki-Man Kim, Ji-won Jung, Seung-Yong Chun, and Kyu-Sik Park. Acoustic intruder detection system for home security. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 51(1):130–138, February 2005.

- [8] A. Itai and H. Yasukawa. Personal Identification Using Footstep Based on Wavelets. In International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications, 2006. ISPACS '06, pages 383–386, December 2006.
- [9] Y. Shoji, T. Takasuka, and H. Yasukawa. Personal identification using footstep detection. In Proceedings of 2004 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, 2004. ISPACS 2004, pages 43-47, November 2004.
- [10] M. Miyoshi, K. Mori, Y. Kashihara, M. Nakao, S. Tsuge, and M. Fukumi. Personal identification method using footsteps. In 2011 Proceedings of SICE Annual Conference (SICE), pages 1615–1620, September 2011.
- [11] J.M. Sabatier and A.E. Ekimov. A Review of Human Signatures in Urban Environments Using Seismic and Acoustic Methods. In 2008 IEEE Conference on Technologies for Homeland Security, pages 215–220, May 2008.
- [12] G.P. Mazarakis and J.N. Avaritsiotis. A prototype sensor node for footstep detection. In Proceedings of the Second European Workshop on Wireless Sensor Networks, 2005, pages 415–418, January 2005.
- [13] K. Nakadai, Y. Fujii, and S. Sugano. Footstep detection and classification using distributed microphones. In 2013 14th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services (WIAMIS), pages 1-4, July 2013.
- [14] Michael S. Richman, Douglas S. Deadrick, Robert J. Nation, and Scott Whitney. Personnel tracking using seismic sensors. volume 4393, pages 14-21, 2001.
- [15] Yannick Benezeth, Bruno Emile, Hélène Laurent, and Christophe Rosenberger. A Real Time Human Detection System Based on Far Infrared Vision. In Abderrahim Elmoataz, Olivier Lezoray, Fathallah Nouboud, and Driss Mammass, editors, *Image and Signal Processing*, number 5099 in Lecture Notes in Computer Science, pages 76–84. Springer Berlin Heidelberg, 2008.

- [16] A. Broggi, A. Fascioli, M. Carletti, T. Graf, and M. Meinecke. A multiresolution approach for infrared vision-based pedestrian detection. In 2004 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 7–12, June 2004.
- [17] D.T. Linzmeier, M. Skutek, M. Mekhaiel, and K.C.J. Dietmayer. A pedestrian detection system based on thermopile and radar sensor data fusion. In 2005 8th International Conference on Information Fusion, volume 2, pages 8 pp.-, July 2005.
- [18] A.G. Yarovoy, L.P. Ligthart, J. Matuzas, and B. Levitas. UWB radar for human being detection. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 21(3):10-14, March 2006.
- [19] D.G. Falconer, R.W. Ficklin, and K.G. Konolige. Robot-mounted throughwall radar for detecting, locating, and identifying building occupants. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2000. Proceedings. ICRA '00, volume 2, pages 1868–1875 vol.2, 2000.
- [20] Angelo M. Sabatini and Valentina Colla. A method for sonar based recognition of walking people. *Robotics and Autonomous Systems*, 25(1-2):117-126, October 1998.
- [21] V.C. Chen, F. Li, S.-S. Ho, and H. Wechsler. Analysis of micro-Doppler signatures. *Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings* -, 150(4):271-6-, August 2003.
- [22] B. Cagliyan, C. Karabacak, and S.Z. Gurbuz. Human activity recognition using a low cost, COTS radar network. In 2014 IEEE Radar Conference, pages 1223–1228, May 2014.
- [23] J.T. Astola, K.O. Egiazarian, P.A. Molchanov, and A.V. Totsky. Doppler radar signatures analysis by using joint bispectrum-based time-frequency distributions. In International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing, 2009. LNLA 2009, pages 137–144, August 2009.

- [24] Jonathan L. Geisheimer, Eugene F. Greneker III, and William S. Marshall. High-resolution Doppler model of the human gait. volume 4744, pages 8–18, 2002.
- [25] P. van Dorp and F.C.A. Groen. Human walking estimation with radar. Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings -, 150(5):356-365, October 2003.
- [26] Ronan Boulic, Nadia Magnenat Thalmann, and Daniel Thalmann. A global human walking model with real-time kinematic personification. *The Visual Computer*, 6(6):344–358, November 1990.
- [27] S.S. Ram and Hao Ling. Simulation of human microDopplers using computer animation data. In *IEEE Radar Conference*, 2008. RADAR '08, pages 1–6, May 2008.
- [28] S.S. Ram, C. Christianson, and Hao Ling. Simulation of high rangeresolution profiles of humans behind walls. In 2009 IEEE Radar Conference, pages 1-4, May 2009.
- [29] B. Erol and S.Z. Gurbuz. A kinect-based human micro-doppler simulator. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 30(5):6–17, May 2015.
- [30] J. Bryan and Youngwook Kim. Classification of human activities on UWB radar using a support vector machine. In 2010 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI), pages 1-4, July 2010.
- [31] Youngwook Kim and Hao Ling. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using an artificial neural network. In *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium, 2008. AP-S 2008*, pages 1–4, July 2008.
- [32] Youngwook Kim and Hao Ling. Human Activity Classification Based on Micro-Doppler Signatures Using a Support Vector Machine. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(5):1328–1337, 2009.
- [33] D. Tahmoush and J. Silvious. Angle, elevation, PRF, and illumination in radar microDoppler for security applications. In *IEEE Antennas and*

Propagation Society International Symposium, 2009. APSURSI '09, pages 1–4, June 2009.

- [34] P. van Dorp and F.C.A. Groen. Feature-based human motion parameter estimation with radar. *IET Radar, Sonar Navigation*, 2(2):135–145, April 2008.
- [35] B. Cagliyan, C. Karabacak, and S.Z. Gurbuz. Indoor human activity recognition using BumbleBee radar. In Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2014 22nd, pages 1055–1058, April 2014.
- [36] Vinit Rajan Kizhakkel. PULSED RADAR TARGET RECOGNITION BASED ON MICRO-DOPPLER SIGNATURES USING WAVELET ANALYSIS. Master's report, The Ohio State University, 2013.
- [37] Michael Blaser. Tracking a non-cooperative target using a Doppler radar wireless sensor network. Master's report, Michigan Technological University, January 2011.
- [38] Youngwook Kim. Detection of Eye Blinking Using Doppler Sensor With Principal Component Analysis. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 14:123-126, 2015.
- [39] B. Erol, B. Cagliyan, B. Tekeli, and S.Z. Gurbuz. Data-dependent micro-Doppler feature selection. In Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2015 23th, pages 1566-1569, May 2015.
- [40] B. Cagliyan and S.Z. Gurbuz. Micro-Doppler-Based Human Activity Classification Using the Mote-Scale BumbleBee Radar. *IEEE Geoscience* and Remote Sensing Letters, 12(10):2135-2139, October 2015.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, Adı	: ÇAĞLIYAN, Bahri
Uyruğu	: T.C.
Doğum tarihi ve yeri	: 30.11.1988 İzmir
Medeni hali	: Bekar
Telefon	$: \ +90 \ 505 \ 709 \ 7125$
Faks	$: +90 \ 312 \ 292 \ 4180$
e-mail	: bahricagliyan@gmail.com

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Y. Lisans	TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi	2015
Lisans	TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi	2015

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2013-2015	TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi	Burslu Y. L. Öğrencisi
		Proje Asistanı

Yabancı Dil

İngilizce (Çok iyi) İspanyolca (Orta)

Yayınlar

• Cagliyan, B.; Gurbuz, S.Z., "Micro-Doppler-Based Human Activity Classification Using the Mote-Scale BumbleBee Radar," Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, vol.PP, no.99, pp.1,5 doi: 10.1109/LGRS.2015.2452946

• Erol, B.; Cagliyan, B.; Tekeli, B.; Gurbuz, S.Z., "Data-dependent micro-Doppler feature selection," Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2015 23th , vol., no., pp.1566,1569, 16-19 May 2015 doi: 10.1109/SIU.2015.7130147

• Cagliyan, B.; Karabacak, C.; Gurbuz, S.Z., "Human activity recognition using a low cost, COTS radar network," Radar Conference, 2014 IEEE, vol., no., pp.1223,1228, 19-23 May 2014 doi: 10.1109/RADAR.2014.6875784

• Cagliyan, B.; Karabacak, C.; Gurbuz, S.Z., "Indoor human activity recognition using BumbleBee radar," Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2014 22nd , vol., no., pp.1055,1058, 23-25 April 2014 doi: 10.1109/SIU.2014.6830414

• Gurbuz, S.Z.; Ozcan, M.B.; Panni, A.B.; Demirhan, S.; Hayran, Z.; Karaduman, M.C.; Seyfioglu, M.S.; Tekeli, B.; **Cagliyan, B.**, "Target detection and ranging with the 2.4 GHz MIT Coffee Can radar," Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2014 22nd , vol., no., pp.1450,1453, 23-25 April 2014 doi: 10.1109/SIU.2014.6830513