

**T.C.
MİLLÎ SAVUNMA ÜNİVERSİTESİ
ALPARSLAN SAVUNMA BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ASKERÎ ELEKTRONİK SİSTEMLER ANA BİLİM DALI
ASKERÎ ELEKTRONİK SİSTEMLER MÜHENDİSLİĞİ
PROGRAMI**

**İNSANSIZ KARA ARAÇLARININ ATALETSEL
ÖLÇÜM SİSTEMİYLE
KONUMLANDIRILMASINDA KALMAN FİLTRE
MODELLERİNİN ANALİZİ**

**ORHUN DÖŞ
1981501**

TEZ DANIŞMANI: DR. ÖĞR. ÜYESİ SEMİH ÖZDEN

**ANKARA
EYLÜL 2021**

**T.C.
MİLLÎ SAVUNMA ÜNİVERSİTESİ
ALPARSLAN SAVUNMA BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ASKERÎ ELEKTRONİK SİSTEMLER ANA BİLİM DALI
ASKERÎ ELEKTRONİK SİSTEMLER MÜHENDİSLİĞİ
PROGRAMI**

**İNSANSIZ KARA ARAÇLARININ ATALETSEL
ÖLÇÜM SİSTEMİYLE
KONUMLANDIRILMASINDA KALMAN FİLTRE
MODELLERİNİN ANALİZİ**

**ORHUN DÖŞ
1981501**

TEZ DANIŞMANI: DR. ÖĞR. ÜYESİ SEMİH ÖZDEN

**ANKARA
EYLÜL 2021**

ÖZGÜNLÜK RAPORU

Tez çalışmamın a) Giriş, b) Elektromanyetik Spektrum Optik Işınımın Temel Kavramları ve Isıl Yayılım Teorileri c) Hiperspektral Görüntüler Kullanılarak Füze İzindeki ve Yanlış Alarm Kaynağı İzindeki Kızılötesi Radyasyon Kaynaklarının Spektal Olarak Tespit Edilmesi ve Öznitelik Çıkarımı ç) Deneysel Sonuçlar d) Sonuç ve Tartışma kısımlarından oluşan toplam sayfalık kısmına ilişkin, .../...../..... Tarihinde şahsım tarafından adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan özgünlük raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 'tür.

Uygulanan filtrelemeler:

- 1- Kaynakça hariç
- 2- Alıntılar hariç/dâhil
- 3- 5 kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Millî Savunma Üniversitesi Alparslan Savunma Bilimleri Enstitüsü Lisansüstü Tez Çalışması Özgünlük Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Usul ve Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Orhun DÖŞ

08.09.2021

ETİK BEYAN

Millî Savunma Üniversitesi Enstitüleri Lisansüstü Tez Hazırlama Kılavuzu'nda yer alan kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında; tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi, tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu, tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi, kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı, bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu, bildirir; aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Bu tezdeki düşünce, görüş, varsayım, sav veya tezler bana aittir; Millî Savunma Bakanlığı, Türk Silahlı Kuvvetleri, Kara Kuvvetleri Komutanlığı, Millî Savunma Üniversitesi ve Alparslan Savunma Bilimleri Enstitüsü sorumlu tutulamaz.

Orhun DÖŞ

08.09.2021



Aileme...

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Yüksek lisans eğitimim ve tez çalışmam boyunca bana yol göstererek katkı sağlayan değerli tez danışman hocam Dr. Öğr. Üyesi Semih ÖZDEN'e, Doç.Dr. Haluk GÖZDE'ye, çalışmalarımı büyük sabırla dinleyen ve bu konuda kıymetli fikirler veren arkadaşlarıma ayrıca desteklerini her an yanımda hissettiğim aileme teşekkürü bir borç biliyor ve şükranlarımı sunuyorum.

Ankara; Eylül 2021

Orhun DÖŞ

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZGÜNLÜK RAPORU ETİK BEYANI	
İTHAF	
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	
İÇİNDEKİLER.....	vii
TABLO LİSTESİ.....	x
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xi
SEMBOL LİSTESİ.....	xiii
KISALTMALAR.....	xiv
TÜRKÇE ÖZ.....	xv
ABSTRACT.....	xvi
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Tezin Amacı.....	1
1.2. Literatür Araştırması.....	2
2. METODOLOJİ.....	17
2.1. Ataletsel Ölçüm Ünitesi.....	17
2.1.1. İvmeölçer.....	18
2.1.2. Dönüölçer.....	21
2.2. Ataletsel Ölçüm Ünitesi Hataları.....	25
2.2.1. Sapma.....	26
2.2.2. Beyaz Gürültü	26
2.2.3. Titreşim Gürültüsü.....	26
2.2.4. Sıcaklığın Etkisi.....	27
2.2.5. Kalibrasyon Hataları.....	27
2.2.6. Giriş Aralığı.....	27
2.2.7. Ölçek Faktörü.....	27
2.2.8. Hizalama Hataları.....	28
2.2.9. Yerçekimi Etkisinden Kaynaklı Hatalar.....	28
2.2.10. Zamanlama Hataları.....	28
3. ÜÇ BOYUTLU UZAYDA NESNELERİN KONUMUNUN TESPİTİ.....	29
3.1. Koordinat Sistemleri ve Dönüşümleri.....	29

3.1.1. Dünya Merkezli Koordinat Sistemi (ECI).....	30
3.1.2. Eksenleri Sabitlenmiş Dünya Eksenli Koordinat Sistemi (ECEF).....	30
3.1.3. Yerel Seviye Koordinat Sistemi.....	31
3.2. Yönelim Belirleme Yöntemleri.....	31
3.2.1 Yönelim Hesaplamaları.....	32
3.2.2. Yönelim İfade Yöntemleri.....	33
3.2.2.1 Euler Açılar Yöntemi.....	34
3.2.2.2 Koordinat Dönüşüm Matrisi Yöntemi.....	35
3.2.2.3 Dördey.....	37
3.3. Doğrusal Konum Değişikliği Belirleme.....	38
3.4. Durum Tahmini ve Takibi İşlemleri.....	39
3.5. Hareket Modelleri.....	40
3.6. Olasılıksal Durum Tahmini.....	42
3.6.1. Olasılık.....	42
3.6.2. Rastgele Değişkenler.....	42
3.6.3. Ortalama ve Varyans.....	42
3.6.4. Gauss Dağılımı.....	43
3.6.5. Kalman Filtresi (KF).....	44
3.6.6. Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF).....	48
3.6.7. Genişletilmiş Enformasyon Filtresi (EIF).....	49
3.6.8. Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi (EHF).....	51
3.7. EKF, EIF ve EHF'nin Karşılaştırılması.....	52
4. ÜÇ BOYUTLU UZAYDA NESNELERİN HAREKETİNİN TESPİTİ.....	58
5. EKF, EIF VE EHF'NİN ATALETSEL ÖLÇÜM ÜNİTESİ VERİLERİ	
ÜZERİNDEN KARŞILAŞTIRILMASI.....	61
5.1. Ataletsel Ölçüm Ünitesi Verilerinin Üretilmesi.....	62
5.2. Ataletsel Ölçüm Ünitesi Verilerinin EKF ile Süzülmesi.....	64
5.3. Ataletsel Ölçüm Ünitesi Verilerinin EIF ile Süzülmesi.....	66
5.4. Ataletsel Ölçüm Ünitesi Verilerinin EHF ile Süzülmesi.....	68
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	77
KAYNAKÇA	80

TABLO LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 1.1: İncelenen Çalışmaların EKF, EIF ve EHF Üzerinde Dağılımı.....	16
Tablo 2.1: İvmeölçer Hata Kaynakları.....	20
Tablo 2.2: Dönüölçer Hata Kaynakları.....	24
Tablo 3.1: Kalman Filtresinin Zamana Bağlı Matris Boyutları	54
Tablo 3.2: Enformasyon Filtresinin Zamana Bağlı Matris Boyutları.....	55
Tablo 3.3: EKF ve EIF'in Hesaplama Yüğü Açısından Karşılaştırılması.....	56
Tablo 5.1: EKF, EIF ve EHF'in Performans Değerlendirme Ölçümleri.....	73

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2.1 : Dönüölçer ve İvmeölçer ile Konum Bilgisi Elde Edilmesi.....	18
Şekil 2.2 : Mekanik İvmeölçer.....	19
Şekil 2.3 : Yüzey Akustik Dalga İvmeölçer.....	19
Şekil 2.4 : Geleneksel Mekanik Dönüölçer.....	21
Şekil 2.5 : Sagnac Etkisi.....	22
Şekil 2.6 : Titreşimli Kütle Dönüölçeri.....	23
Şekil 2.7 : Dönüölçerin Çalışma Prensibi.....	24
Şekil 2.8 : Sıklıkla karşılaşılan Ataletsel Ölçüm Ünitesi hataları: Sapma, Ölcek, Zamana Bağlı Gürültü.....	25
Şekil 3.1 : Dünya Merkezli Koordinat Sistemi.....	30
Şekil 3.2 : Bir Arada Gösterilen Koordinat Sistemleri.....	31
Şekil 3.3 : Yuvarlanma, Yunuslama ve Sapma Açıları.....	32
Şekil 3.4 : Euler Yönelimi ve Yuvarlanma, Yunuslama, Sapma Açıları.....	34
Şekil 3.5 : Havacılıkta Kullanılan Euler Açıları.....	35
Şekil 3.6 : Dördey Dönüşümün Gösterimi.....	37
Şekil 3.7 : Gauss Dağılımı Oranları.....	44
Şekil 3.8 : Ayrık Kalman Filtresi Döngüsü.....	45
Şekil 3.9 : Kalman Filtre Döngüsü.....	47
Şekil 3.10: Sistem Durumunu Zamana Göre Değişimi.....	48
Şekil 3.11: Genişletilmiş Kalman Filtresi Döngüsü.....	49
Şekil 5.1 : Ataletsel Ölçüm Ünitesi (IMU) Modeli.....	62
Şekil 5.2 : IMU Modeli İvmeölçer Ayarlaması.....	62
Şekil 5.3 : IMU Modeli Dönüölçer Ayarlaması.....	63
Şekil 5.4 : IMU Modelinden Üretilen Dönüölçer ve İvmeölçer Verileri.....	64
Şekil 5.5 : Genişletilmiş Kalman Filtresi Durum Tahmini.....	65
Şekil 5.6 : Genişletilmiş Kalman Filtresi 3 Boyutlu Durum Tahmini.....	65
Şekil 5.7 : Genişletilmiş Kalman Filtresi Tahmininin Hata Grafiği.....	66
Şekil 5.8 : Genişletilmiş Enformasyon Filtresi Durum Tahmini.....	67
Şekil 5.9 : Genişletilmiş Enformasyon Filtresi 3 Boyutlu Durum Tahmini.....	67

Şekil 5.10 :	Genişletilmiş Enformasyon Filtresi Tahmininin Hata Grafiği.....	68
Şekil 5.11 :	Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi Durum Tahmini.....	69
Şekil 5.12 :	Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi 3 Boyutlu Durum Tahmini.....	69
Şekil 5.13 :	Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi Tahmininin Hata Grafiği.....	70
Şekil 5.14 :	EKF, EIF ve EHF Tahmininin Hata Grafiği.....	71
Şekil 5.15 :	EKF, EIF ve EHF'nin Performans Değerlendirme Ölçümleri.....	73
Şekil 5.16 :	IMU Modelinden Üretilen Kapalı Döngü Hareket Verileri.....	75
Şekil 5.17 :	Kapalı Döngü Hareket İçin Genişletilmiş EIF'nin 3 Boyutlu Durum Tahmini.....	76

SEMBOL LİSTESİ

X_k : Durum Değişkeni

P_k : Hata Kovaryansı

K_k : Kalman Kazancı

θ : İşlem Gürültüsü

R : Ölçüm Gürültüsü

KISALTMALAR

ECI	: Dünya Merkezli Koordinat Sistemi
ECEF	: Eksenleri Sabitlenmiş Dünya Eksenli Koordinat Sistemi
EHF	: Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi
EIF	: Genişletilmiş Enformasyon Filtresi
EKF	: Genişletilmiş Kalman Filtresi
GPS	: Küresel Konumlama Sistemi
IMU	: Ataletsel Ölçüm Ünitesi
İKA	: İnsansız Kara Aracı
KF	: Kalman Filtresi
MEMS	: Mikro Elektro Mekanik Sistem

ÖZ

İnsansız Kara Araçlarının Ataletsel Ölçüm Sistemiyle Konumlandırılmasında Kalman Filtre Modellerinin Analizi

Orhun DÖŞ

**Millî Savunma Üniversitesi, Alparslan Savunma Bilimleri
Enstitüsü**

Ankara, Eylül 2021

Kalman filtresi, ataletsel durum tahminine dayalı uygulamalarda sıklıkla kullanılmakta olup literatürde de farklı sistemlerde kullanılması konusunda çalışmalara rastlanmaktadır. İlk geliştirilen Kalman filtresinin zamanla geliştirilmiş oldukça fazla türevleri, farklı algoritmalarla birleştirilmiş versiyonları mevcuttur. Bu tezin amacı Genişletilmiş Kalman Filtresi, Genişletilmiş Enformasyon Filtresi ve Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresinin insansız kara araçlarının (İKA) ataletsel ölçüm ünitesiyle konum tespit uygulamalarındaki performanslarını; Ortalama Kare Hata (MSE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) değerleri üzerinden karşılaştırmak ve ortaya çıkan sonuçlara göre hangi filtrenin daha verimli olduğunun belirlemektir.

Bu benzetim çalışmasında, Ataletsel Ölçüm Ünitesinden (IMU) üç boyutlu uzay düzleminde İKA için elde edilen ivmeölçer ve dönüölçer ham verilerinin sağladığı gerçek konum değeri ile söz konusu filtrelerin tahmin ettiği konum değerlerin karşılaştırılması gerçekleştirilmiştir.

Anahtar Sözcükler : Genişletilmiş Kalman Filtresi, Genişletilmiş Enformasyon Filtresi, Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi, Ataletsel Konumlandırma.
Bilim Kodu : 90526
Sayfa Sayısı : 88
Tez Danışmanı : Dr. Öğr. Üyesi Semih ÖZDEN

ABSTRACT

Analysis of Kalman Filter Models for Positioning Unmanned Ground Vehicles with Inertial Measurement System

Orhun DÖŞ
National Defense University,
Alparslan Defense Science Institute
Ankara, September 2021

The Kalman filter is frequently used in applications based on inertial state estimation, and there are studies in the literature on its usage in different systems. There are many variants of the first developed Kalman filter, developed over time, and versions combined with different algorithms. This thesis aims to determine the performances of the Extended Kalman Filter, Extended Information Filter and Extended H-Infinity Filter in unmanned ground vehicle (UGV) inertial measurement unit applications; The aim is to compare the Mean Square Error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE) values and to determine which filter is more efficient according to the results.

In this simulated study, the real position value provided by the raw accelerometer and raw gyroscope data obtained for the UGV in the 3D space plane from the Inertial Measurement Unit (IMU) and the position values estimated by the said filters were compared.

Keywords : Extenden Kalman Filter, Extended Enformation Filter, Extenden H-Infinity Filter, Inertial Navigation.
Science Code : 90526
Pages : 88
Supervisor : Assist. Prof. Dr. Semih ÖZDEN

1. GİRİŞ

Nesnelerin yönelimlerinin ve konumlarının hesaplanmasında yıldızların kullanıldığı dönemde denizciler; açık denizlerde nerede olduklarını tahmin etmek için pusula ile elde edilen yönelim verisini parakete yöntemi ile elde edilen hız verisi ile birleştirerek bir önceki konum verisinin üzerine bu verilerin eklenmesi yöntemini kullanmışlardır.

Günümüzde küresel konumlandırma sistemleri ve uydu sistemleri olmasına rağmen ataletsel navigasyon sistemleri özellikle askeri alanda tercih edilmeye devam edilmektedir. Bunun nedeni çevresel faktörlerden dolayı meydana gelebilecek sinyal kesintilerinden ve karıştırmalarından cismin üzerinde olan ataletsel navigasyon sistemlerinin etkilenmemesidir. Bu sistemlerden elde edilen ham verilerin işlenmesi, konum ve hız bilgilerinin elde edilmesi amacıyla farklı filtreler ve algoritmalar kullanılmaktadır.

1.1. Tezin Amacı

Bu tezin amacı; literatürde durum tahminine dayalı birçok uygulamada sıklıkla karşılaşılan Kalman Filtresi ve türevlerinin, gerçekleştirilmesi planlanan uygulamalarda hangi kriterlerin göz önünde bulundurulacağına bakılarak filtre performanslarının karşılaştırılmasıyla bu filtrelerin içinden seçim yapılması hususunda belirleyici olan çalışmayı bir İnsansız Kara Aracının (İKA) için Ataletsel Durum Tahmini özelinde ortaya koymaktır. Planlanan çalışma; İKA'nın konumlandırılmasında Ataletsel Ölçüm Ünitesi (IMU) dâhilindeki ivmeölçer ve dönüölçer verilerinin kullanılmasıyla 3 boyutlu uzay düzleminde elde edilecek noktasal konumların bilinen değerleri ile Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF), Genişletilmiş Enformasyon Filtresi (EIF) ve Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresinin (EHF) tahmin ettiği değerlerin performans değerlendirme kriterleri üzerinden karşılaştırılması gerçekleştirilecektir.

1.2 Literatür Araştırması

Yap ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, doğrusal aktüatörler ve mikrodenetleyici ile kontrol edilebilen 6 Serbestlik Dereceli Ataletsel Ölçüm Ünitesi (IMU) verilerini Kalman Filtresinden süzerek eğitimlere ve sporculara gerekli planlamaları örneklemeleri için düşük maliyetli velodrome pist bisikleti simülatörü üretmişlerdir (Yap ve diğerleri, 2016).

Bayram gerçekleştirdiği çalışmasında, askeri araçların kule sistemi testlerinin gerçekleştirilmesinde kullanılan benzetim araçlarından birisi olan 6 Serbestlik Derecesine sahip Stewart Platform Mekanizması üzerinde Kalman Filtresiyle veri iterasyonunu gerçekleştirerek 6x9 transfer matrisi ile model oluşturmuş ve 6x9 matrise göre iterasyon sürecini ele almıştır (Bayram, 2016).

Cruz gerçekleştirdiği çalışmasında, Alan Programlanabilir Kapı Dizileri (FPGA) kullanarak mobil robotik görevler (haritalama, konumlandırma v.s.) için uygun olan Genişletilmiş Kalman Filtresinin (EKF) sıralı bir yaklaşımını uygulayarak FPGA kaynaklarının tüketimini hem de performansını ölçerek sistem performansını ve uygunluğunu değerlendirecek çeşitli ölçütler elde etmiştir (Cruz, 2013).

Patel ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, en hızlı karasal hayvan olan Çita'nın tüm vücut hareket dinamikleri üzerine yapılacak bir araştırma ile gelecekteki biyo-tabanlı robotların tasarımı için bilgi birikimi sağlanmayı amaçlamışlardır. Uygulama esnasında IMU ve kamera sensörleri çitanın omurgasına yerleştirilmiştir. Bu sayede hayvanın; konumu, hızı, ivmesinin tahminlerini elde etmek için EKF'yi başarılı bir şekilde kullanmışlardır (Patel ve diğerleri, 2017).

Benzerrouk ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, doğrudan filtreleme yaklaşımının daha iyi performans göstermesini MEMS IMU'ya dayanarak, son yıllarda geliştirilen; EKF, Sigma Point Kalman Filtreleri (SPKF) ve Cubature Kalman Filtresi (CKF) gibi modern algoritmaların kullanımının önceki tüm filtrelerle üstün bir alternatif olabileceğini göstermişlerdir (Benzerrouk ve diğerleri, 2014).

Kim gerçekleştirdiği çalışmasında, rastgele seçilen nesnelerin Kalman filtresi kullanılarak izlenmesini amaçlamıştır. Kalman filtre ile nesneler hakkında bilgi modellenmiş, daha sonra nesneler kamera açısından çıkıp bir süre sonra tekrardan kamera açısına girdiklerinde onları takip edebilmeyi başarmıştır (Kim, 2007).

Biçer ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, sistem parametrelerinin gerçeğe en yakın şekilde girildiği takdirde başarılı tahminler üreten Uyarlanabilir

Geniřletilmiř Kalman Filtresinin (AEKF) deęiřken sistem parametrelerine uyum saęlayabilmesi iin bir AEKF tasarlamayı amalamıřlardır. Kararlılık analizinin sonuları, nerilen filtrenin doęrusal olmayan deterministik sistemler iin stel bir gzlemci olduęunu gstermiřlerdir (Bier ve dięerleri, 2012).

Wincent ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, ataletsel lm nitesi ve geniřletilmiř Kalman filtresi kullanarak insan eklem hareketlerinin kinematikini zerinde incelemelerde bulunmuřlardır. Sonu olarak insan anatomisinde eklemleri modellemiřler ve adım hareketi sonucunda mesafe tahmini retmiřlerdir (Wincent ve dięerleri, 2020).

Valede ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, giderek artmakta olan sensr eřitlerini verimli bir řekilde uygulamalarda kullanmak iin Kalman filtre tabanlı ham sensr verilerinden anlamlı verileri daha iyi tahmin edebilen bir model kurmuřlardır. Bu modeli tasarladıkları denge robotu zerinde bařarılı bir řekilde uygulamıřlardır (Valede ve dięerleri, 2017).

Kaniewski gerekleřtirdięi alıřmasında, klasik bir EKF ve gereksiz H matris gncellemelerinin atlanması nedeniyle azaltılmıř hesaplama yk ile deęiřtirilmiř bir EKF tipini sunmayı amalamıřtır. Bu deęiřiklięin etkileri, basit bir radar sistemi modeli zerinde analiz edilmiřtir. Hem menzil hem de aı lmlerinin tahminin iyileřtięini gzlemlemiřtir (Kaniewski, 2020).

Schneider ve Georgakis gerekleřtirdikleri alıřmalarında, EKF tasarımına sistematik yaklařımların gl olabileceęini gstermeyi amalamıřlardır. Tasarım matrisleri uygun bir řekilde seildięinde EKF'nin; MHE veya UKF gibi daha yeni yntemlere ayak uydurabilen iyi bir performans sunabileceęini gstermiřlerdir (Schneider ve Georgakis, 2013).

Moghaddam ve Ayati gerekleřtirdikleri alıřmalarında, mikro elektro-mekanik dn lerin parametrelerini tahmin etmek iin EKF kullanmıřlardır. Uygulanan sistem dinamiklerine referansla, mikro dn lerin titreřim davranıřının, nceden tanımlanmıř bir dayanıklılık ktlesi deęeri iin sertlik ve snmleme katsayıları bilinerek tahmin edilebilir olduęunu gzlemlemiřlerdir (Moghaddam ve Ayati, 2014).

Munguia ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, ok rotorlu insansız hava aralarının model parametrelerini EKF aracılıęıyla tahmin etmek iin bir yntem sunmuřlardır. nerilen yntemi geliřtirmek iin, sistemin gzlemlenebilirlik zellięi doęrusal olmayan bir gzlemlenebilirlik vasıtasıyla arařtırmıřlardır. İcra ettikleri

deneysel sonuçlarla, önerilen yöntemin pratik olarak uygulanmaya uygun olduğunu göstermişlerdir (Munguia ve diğerleri, 2019).

Ligorio ve Sabatini gerçekleştirdikleri çalışmalarında, bir dizi referansa dayalı olarak hareket eden IMU / kamera sensörünün pozunu tahmin etmek için ikili EKF geliştirmeyi amaçlamışlardır. Bu ikili filtre, farklı deneysel koşullarda çevrimdışı olarak analiz edilmiş ve IMU / kamera sensörünün yönünü tahmin etmek için kullanılan tamamen IMU tabanlı bir EKF ile karşılaştırılmıştır. DLT tabanlı EKF, hataya dayalı EKF'den daha doğru, görsel özelliklerin kaybına karşı daha az duyarlı ve hesaplama karmaşıklığı açısından eşdeğer olduğu görülmüştür (Ligorio ve Sabatini, 2013).

Cheng ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, dağıtılmış sensör ağları üzerinden izleme problemine bir yaklaşımda bulunmayı amaçlamışlardır. Çapalar, gözlem verilerini toplayıp ve bunları ilgili merkezi filtreleme birimlerine göndermektedir. Gözlemlerin yetersiz veya kesintili olduğu durumlarda kullanılması uygun olan Değiştirilmiş Genişletilmiş Kalman filtreleme algoritmasını kullanmışlardır. Ayrıca, çeşitli parametrelerin performanslarının izleme üzerindeki etkisi sayısal örneklerle değerlendirmişlerdir (Cheng ve diğerleri, 2015).

Xu ve Zhang gerçekleştirdikleri çalışmalarında, bozulmaların olduğu; hızlı hareketli, gürültülü veya dağınık ortamlarda sağlam navigasyon verileri elde edebilmek için LiDAR noktalarını IMU verileriyle birleştirerek EKF kullanarak bir sensör füzyonu oluşturmuşlardır. Çok sayıda ölçüm verisinin hesaplama yükünü azaltmak için, Kalman kazancını hesabında yeni bir formül geliştirmişlerdir (Xu ve Zhang, 2015).

Wenzel ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, araç durumlarının ve parametrelerinin birleşik tahmini için kullanılabilen model tabanlı bir araç tahmincisinin uygulanmasını göstermişlerdir. Tahmin edici, paralel çalışan iki Kalman filtresini kullanan ve böylece durum ve parametre tahmin problemlerini "bölen" İkili Genişletilmiş Kalman filtresi (DEKF) tekniği kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar ile otomotiv endüstrisi için potansiyel bir fayda sağlayacağını göz önüne çıkarmışlardır (Wenzel ve diğerleri, 2006).

Havlik ve Straka gerçekleştirdikleri çalışmalarında, doğrusal olmayan sistemlerin durum tahminini EKF üzerinden ele alarak tasarım parametresinin performansı ve etkisini sayısal bir benzetimle analiz etmeyi amaçlamışlardır. Bu süreçte filtrelerin yalnızca daha iyi durum tahminleri elde etmesi değil, aynı zamanda tahmin hatalarının azaltılmasının önemini vurgulamışlardır (Havlik ve Straka, 2015).

Bittanti ve Savaresi gerçekleştirdikleri çalışmalarında, geniş bantlı gürültüye gömülü bir harmonik sinyalin frekansını tahmin etme problemi ele almışlardır. Çalışmada, EKF çerçevesinin frekans tahmin problemine uygulanması olan genişletilmiş Kalman filtre frekans izleyicisine odaklanılmıştır. EKF frekans izleyicisinin önerilen basitleştirmesi, izleme davranışının daha kolay ve daha şeffaf bir şekilde ayarlanmasını sağladığı gözlemlenmiştir (Bittanti ve Savaresi, 2000).

Zhang gerçekleştirdiği çalışmasında, Güçlü Sonlu Fark Kalman Filtresi (GSFKF) kullanan yeni bir göz izleme yöntemi önermiştir. GSFKF, sonlu fark değeri kullanılarak kısmi türev hesaplamasının değiştirilmesi ile oldukça basit hale getirilmiştir. Gerçekleştirilen deney sonuçları, GSFKF daha fazla doğruluk ve kovaryans tahminine sahip olduğunu, hedef izlemenin sağlamlığını artırdığını ve göz izleme gibi doğrusal olmayan yüksek stokastik sistemler için kullanılabileceğini göstermiştir (Zhang, 2010).

You ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, birden çok hedefi izlemek için Kestirimci Açık İzlemeyi Genişletilmiş Kalman Filtresi (PAT-EKF) algoritmasını sunmuşlardır. Önerilen algoritmanın hesaplama yükünü azaltmasına ve özellikle daha düşük anlık görüntülerde izleme başarı oranını iyileştirmesi amaçlanmıştır. Benzetimler yoluyla, önerilen her algoritmanın etkinliği gösterilmiştir. PAT-EKF algoritmasının dezavantajı, herhangi bir hedefi önemli oranda açık değişimleri ile takip edememesi olduğu gözlemlenmiştir (You ve diğerleri, 2012).

Konigseder ve arkadaşları çalışmalarında, kameraların sabitlenmesi için bir platform tasarlamayı amaçlamışlardır. Kameranın tutumunu operatörün hareketinden ayırmak için, platform durumunun yüksek doğrulukla tahmin edilmesi gerekmektedir. Bu kapsamda; platforma monte edilmiş IMU ölçümlerini birleştiren EKF ve Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) temelli durum tahmin algoritmalarını tasarlanan sisteme uygulamışlardır. Deneyler esnasında tek başına kullanılan IMU ile çoklu kullanılan IMU'ların sisteme etkileri incelenmişlerdir (Konigseder ve diğerleri, 2016).

Akkaya ve Talu gerçekleştirdikleri çalışmalarında; su dağıtım şebekelerinde, borulardaki çatlaklardan dolayı yaşanan su kaybını azaltmak için bu arızaların tespit edilerek onarılmasını ve küçük çaplı borularda ve GPS sistemine ihtiyaç duymadan çalışabilecek bir sızıntı tespit robotunun ön çalışmasını sunmayı amaçlamışlardır. Konum tahmini, 9-dof IMU sensör verilerinin EKF içerisinde kullanımıyla yapılmaktadır. Sızıntı tahmini, anlık kaydedilen ses verisindeki tepe noktalara karşılık gelen konumun tespitini gerçekleştirmişlerdir (Akkaya ve Talu, 2017).

Kim ve Park gerçekleştirdikleri çalışmalarında, lidar ve radar sensörlerinin mesafe özelliklerini yansıtan EKF kullanarak mesafe ölçümünde oluşabilecek hataları minimize etmeyi amaçlamışlardır. Mesafeye göre sensör hatalarını tespit ederek konum tahminin doğruluğu artırmışlardır. Deneysel sonuçlar, çalışmanın yönteminin doğru mesafe tahminleri ürettiğini göstermiştir (Kim ve Park, 2020).

Santana ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, sensörlerden elde edilen görsel ve odometre verilerini sensör füzyonu ile birleştirip EKF kullanarak zemin üzerindeki çizgiler üzerinde ilerleyen mobil robotların konum tahminini elde etmeyi amaçlamışlardır (Santana ve diğerleri, 2010).

Zahraoui ve Akherraz gerçekleştirdikleri çalışmalarında, Asenkron motorun durum değişkenlerinin ve mekanik hızının tahmininde EKF ve Luenberger durum tahmin algoritmasını kullanmış ve karşılaştırmalı olarak sonuçları yorumlamışlardır. Buna göre EKF ile doğruluk oranı yüksek veriler elde etmişlerdir (Zahraoui ve Akherraz, 2020).

Xiong ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, pekiştirmeli öğrenme çerçevesinde gürültü kovaryansı belirsizliğinin EKF üzerindeki olumsuz etkisini azaltmayı amaçlamıştır. Ortaya çıkan algoritma, gürültü kovaryans belirsizliğine daha az duyarlı olan Q-Learning Genişletilmiş Kalman Filtresi (QLEKF) olarak adlandırılmıştır. Sunulan algoritmanın tahmin doğruluğunda geleneksel bir EKF ve AEKF daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir (Xiong ve diğerleri, 2020).

Tailanian ve arkadaşları çalışmalarında, quadrotorun otonom uçuşunu sağlamak için kullanılan sensör füzyonunun tasarımını amaçlamışlardır. Sensör füzyonu, EKF ile yapılmıştır. Bunlardan biri IMU tarafından sağlanan verileri birleştirmiş, diğeri de GPS tarafından sağlanan bilgileri birleştirmiştir. Deneyler sonucunda istikrarlı bir otonom platform elde edilmiştir (Tailanian ve diğerleri, 2014).

Balzer ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, düşük maliyetli Küresel Navigasyon Uydu Sistemi (GNSS) alıcısı ve IMU için Doppler Etkisinin gölgelenmesi veya kaybından kaynaklanan kötü sinyal kalitesini idare edebilen AEKF için yeni bir yaklaşım sunmayı amaçlamışlardır. Filtre uygulaması bir benzetim içinde ve gerçek verilerle test edilmiş ve sonuç olarak standart bir EKF'ye kıyasla önemli ölçüde daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir (Balzer ve diğerleri, 2014).

Triwiyanto ve Iranto gerçekleştirdikleri çalışmalarında, bir miyoelektrik sinyal kullanarak dirseğin konumunu tahmin etmek için zaman alanı özelliğine dayalı

geniřletilmiş bir Kalman filtresi geliřtirmeyi amalamıřlardır. EMG zelliklerini kullanarak dirsek konumunu doėrusallařtırmak ve yaklařtırmak iin EKF kullanılmıřtır. Tahminin performansını iyileřtirmek iin sunulan EKF ynteminin bařarısı gzlemlenmiřtir (Triwiyanto ve Iranto, 2020).

Grillo ve Muntano gerekleřtirdikleri alıřmalarında, 6 eksenli hareket kabiliyeti olan tanımlanamayan bir hava aracının uuř parametrelerinin kestirimi iin bir EKF tasarlamayı amalamıřlardır. Yapılan uygulamalarda hava aracının uuř parametreleri bařarılı bir řekilde tahmin edildiėi gzlemlenmiřtir (Grillo ve Muntano, 2015).

Din ve Hacızade gerekleřtirdikleri alıřmalarında, bir hava aracı dinamik modeli iin Entegre Navigasyon Sistemini uygulamayı amalamıřlardır. Bařka bir ifadeyle oklu sensr verilerini Kalman filtresinde INS ile birleřtirerek daha doėru ve gvenilir bir navigasyon sistemi elde etmeyi planlamıřlardır. Benzetim sonuları; dřk maliyetli IMU sensrlerinin nemli lde grltl lmler rettiėini doėrulamıřtır, ancak KF'ye dayalı hava aracı iin tasarlanan Entegre Navigasyon Sistemi modeli bu dezavantajları etkili bir řekilde azalttıėı gzlemlenmiřtir (Din ve Hacızade, 2015).

Webster ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, bir veya daha fazla su altı aracının tek iřaretli ortak akustik navigasyonu iin tasarlanmış Merkezi Olmayan bir Geniřletilmiş Enfermasyon Filtresi (DEIF) algoritması geliřtirmeyi amalamıřlardır. Algoritmanın deėerlendirmesi, hem simle edilmiř veriler hem de bir yzey aracı ve iki otonom su altı aracından oluřan deneysel bir veri seti kullanılarak gerekleřtirilmiřtir (Webster ve diėerleri, 2014).

Wang ve Cheng gerekleřtirdikleri alıřmalarında, hareket eden nesnelerin takibi iin sadece mobil telefonlardan toplanan IMU verilerini kullanarak konum ve ynelimi belirlemeyi amalamıřlardır. Bu srete konum ve ynelim tahmini iin EKF kullanılmıřtır. Filtrenin lm grltsn dinamik olarak gncellemek iin ėrenmeye dayalı bir algoritma geliřtirilmiřlerdir (Wang ve Cheng, 2015).

Yomcında gerekleřtirdiėi alıřmasında, EKF kullanarak kamera ve lazer mesafe ler gibi grsel sensrler ile atalet sensrn tasarlanan sensr fzyonlu gzetim aracı iin bir hedef izleme ve konumlandırma yntemi sunmayı amalamıřtır. Algılama sistemi tarafından verilen grltl, ok oranlı lmlerden gzetim aracının konumunu ve hızını tanımlamak iin durum tahmin edici olarak bir EKF kullanılmıřtır. Gerekleřtirilen benzetim sonuları, nerilen yntemin hedef izleme

iin kullanılabileceğini ve yerelleřtirme performansını iyileřtirebileceğini gsterilmiřtir (Yomcinda, 2017).

Fang ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, bilinmeyen bir ortamda mobil cihazların konumlanmalarını takip etmek iin her yerde bulunan mobil cihazlarda bir monokler kamera ve IMU ile birleřtiren bir mimari sunmayı amalamıřlardır. IMU ve monokler kameranın kaynařmasına dayanan bu uygulamada, hata durumu EKF ile tahmin edilmiřtir. nerilen hareket izleme ynteminin geerlilięi deneylerle deęerlendirilmiřtir (Fang ve dięerleri, 2016).

Ultra Geniř Bant'ın (UWB) hem i meknlerde hem de dıř meknlerde etkileyici performansı nedeniyle gelecek vaat eden bir teknoloji olarak ortaya ıkmasına raęmen yalnızca UWB sensrne dayanan algoritmalar genellikle yksek gecikme sresi ile sonulanmaktadır; bu bir insansız hava aracını kontrol edilmesi gibi uygulamalarda istenmeyen bir durum oluřtur. Li ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, bu sorunu hafifletmek iin EKF tabanlı IMU'yu ve UWB'yi birleřtirerek nemli lde iyileřtirilmiř doęruluk ve neredeyse hi gecikme olmadan 80Hz 3D konumlandırma elde eden algoritma nermiřlerdir (Li ve dięerleri, 2018).

Givens ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, oklu eylemsizlik navigasyonundan Mikro nsansız Hava Araları (MUAS) navigasyon ve grntleme amalı sistemlerin durum tahminlerini birleřtirmek iin EKF kullanarak bir tahmin alanı fzyon stratejisi geliřtirmeyi amalamıřlardır. Uygulanan algoritma MATLAB ortamında simle edilmiř ve sonuların bařarı durumu sunulmuřtur (Givens ve dięerleri, 2016).

Yao ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, optimum bir konumlandırma performansı elde etmek iin UWB sensr tabanlı konumlandırma zmn IMU sensr tabanlı konumlandırma zmyle birleřtiren bir  Mekan Konumlandırma Sistemini (IPS) gerekleřtirmeyi amalamıřlardır. Bu uygulamda sensr fzyonu, IMU sensrlerinin sistematik hatalarını eřzamanlı olarak tahmin eden ve konumlandırma hatalarını dzelten EKF tasarımı ile gerekleřtirilmiřtir. nceden belirlenmiř hareket modelleriyle bilgisayar benzetim sonuları, nerilen sensr fzyon zm ile birlikte UWB sensr tabanlı konumlandırma zmne gre %100'den fazla konumlandırma performansı iyileřtirmesinin elde edilebileceğini gstermiřtir (Yao ve dięerleri, 2017).

Bachiller ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında, bir dizi Ultrasonik Yerel Konumlandırma Sistemi (U-LPS) tarafından yayılan ultrasonik sinyallerini bir IMU

ile elde edilen atalet bilgisiyle EKF üzerinde birleştiren sağlam ve esnek bir şekilde cihazın konumunun tahmin edilmesini sağlayan bir Android uygulaması sunmayı amaçlamışlardır. Uygulanan deneylerle sistemin verimi test edilmiştir (Bachiller ve diğerleri, 2018).

Mahmoud ve Atia gerçekleştirdikleri çalışmalarında, görevi birbirinin yerine geçebilir iki aşamaya bölerek hesaplama yükünü en aza indiren hibrit bir görsel eylemsizlik odometri çözümünü amaçlamışlardır. IMU verileri üzerinden otomatik ve dinamik olarak tahmin işlemi için EKF kullanılmıştır. Stereo görüş çözümünü IMU destekli monoküler çözümle karşılaştırdık ve sonuçlar daha az hesaplama avantajıyla doğru konumlandırma göstermiştir (Mahmoud ve Atia, 2019).

Nguyen ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, çoklu sensör füzyon teknikleri kullanan otonom mobil robotlar için geliştirilmiş bir konumlama sistemini kurmayı amaçlamışlardır. Bunu başarmak için, tekerlek encoderinden, GPS ve IMU sensörlerinden gelen verileri birleştirmek için EKF algoritması kullanılmıştır. Benzetim sonuçları, önerilen yerelleştirme sisteminin mobil robotun konumunu tahmin etmede geleneksel sistemlere göre daha yüksek doğruluk sağlayabileceğini göstermiştir (Nguyen ve diğerleri, 2019).

Ailneni ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, ölçümleme metodolojisini ve IMU'yu kalibre etmek için izlenen test prosedürünü sunmayı amaçlamışlardır. Amaç, bir MEMS IMU'nun üç eksenli hız dönüölçer ve üç eksenli ivmeölçerlerindeki stokastik ve deterministik hataları bulmaktır. Elde edilen ölçümleme sabitleri ayrıca EKF tabanlı bir füzyon algoritmasında kullanılmıştır. Kalibrasyonun Euler açıları ve konum tahmini üzerindeki etkisi açıkça ortaya konmuştur (Ailneni ve diğerleri, 2019).

Otegui ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, tren hızı ve demiryolu özelliklerini (yol eğimi, eğim eğimi ve yarıçap) değerlendirmek için çeşitli sensörlerden (GNSS, IMU, manyetometre, barometre, takometreler ve Doppler radarları gibi) verileri kaydetmeyi amaçlamışlardır. sensörlerden alınan ölçümlere dayalı olarak tren hızını hesaplamak için bir veri füzyon algoritmasının bir gösterimi sunulmuştur. GNSS ve IMU kullanılarak EKF'den elde edilen sonuçlar, referans değer olarak kabul edilen takometreler ve Doppler radarları tarafından kaydedilen hız ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, demiryolu özellikleri (dönemeç yarıçapı, eğim ve eğim) hesaplanmış, tren ve demiryolu dinamiklerine göre analiz edilmiştir (Otegui ve diğerleri, 2019).

Almeida ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, tahrik için dört bağımsız DC motor ve yerleşik olarak bir Arduino Mega 2560 kullanan küçük ölçekli bir kara aracı için otonom bir navigasyon sisteminin geliştirilmesini amaçlamışlardır. Araç duyu sistemi, düşük maliyetli bir IMU ve standart bir GPS alıcısından oluşmaktadır. Yer Kontrol İstasyonu yazılımı, sensör veri füzyonu için EKF uygulanmıştır. Önerilen otonom navigasyon işleminin benzetimleri ve gerçek dünya test sonuçları, bir yol izleme deneyi için tartışılmıştır (Almeida ve diğerleri, 2019).

Shi ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, EKF ile birden fazla sensörü füzyon etmeyi amaçlamışlardır. İlk olarak, kilometre sayacı, IMU ve lidar sensörlerinin verileri toplanır ve ön işleme tabi tutulur ve açısal hızı elde etmek için tamamlayıcı bir filtreleme yöntemi kullanılmıştır. Gerçek iç mekân tekerlekli robotun deneysel sonuçları, EKF'in veri füzyonunun doğruluğunu etkili bir şekilde artırabildiğini ve iç mekân tekerlekli robotun daha doğru bir şekilde konumlandırılmasını sağlayabildiğini göstermiştir (Shi ve diğerleri, 2019).

Liu ve çalışma arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, kompakt bir amfibi küresel robot için hassas bir gerçek zamanlı performans, yüksek hassasiyete ve düşük maliyetli varsayımına sahip bir konumlandırma yöntemi geliştirmeyi amaçlamışlardır. Önerilen yaklaşım EKF kullanarak; basınç sensöründen gelen derinlik verilerini, IMU'dan gelen ivme ve dönü verilerini, optik akıştan hız ve birden çok düzlemsel işaretleyiciden poz verileri gibi çeşitli sensör verilerinin birleştirilmesine üzerine tasarlanmıştır. Uygulanan yaklaşımı doğrulamak için, değişen aydınlatma ve görünürlük koşullarına sahip bir kapalı havuzda deneyler yapılmış ve kompakt robotta sınırlı hesaplama kapasiteleri ve düşük maliyetli algılama cihazları ile çevrimiçi konumlandırma yönteminin doğru, hassas ve başarılı bir uygulama olduğu gösterilmiştir (Liu ve diğerleri, 2019).

Yang ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, karmaşık ortamda insansız hava aracı için otonom konum ve navigasyon sorununu çözmek için Çok Seviyeli Değişken Boyutlu Genişletilmiş Kalman Filtre füzyon algoritması (ML-VDEKF) uygulamayı amaçlamışlardır. Uygulanan algoritma, gömülü cihazların gerçek zamanlı işlemlerde çalışırken hesaplamayı büyük ölçüde azaltmış ve uçuş gereksinimlerini karşılayabileceği gözlemlenmiştir (Yang ve diğerleri, 2019).

Xu ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, mobil bir robotun hareketlerinin istatistiksel olarak modellenmesi için EKF kullanmışlardır. İstatistiksel modeli robotun kinematik denkleminde genişleterek, kinematik durumları ve dışsal parametrelere ek

olarak dinamik durumunun düşük gecikmeyle eşzamanlı olarak tahmin edilmesini sağlanması amaçlanmıştır (Xu ve diğerleri, 2021).

Bhise ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, görsel bilgilerden hedefin mevcut konumunu tahmin etmek ve ardından gözlem dizisini kullanarak gelecekteki konumunu tahmin etmek EKF kullanılmışlardır. Hedef hareket modeli, hedef yörüngesinin yaklaşık bilinen modeli dikkate alınarak geliştirilmişlerdir (Bhise ve diğerleri, 2020).

Bing ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, düz bir zeminden eğime gitmek için yuvarlanan bir yürüyüş yapan yılan benzeri bir robot için bir vücut durumu ve yer modeli tahmin edicisi tasarımı amaçlamışlardır. Kinematik kodlayıcı verilerini EKF'ne dayalı yerleşik IMU ölçümleriyle birleştirmek için sürekli zamanlı dinamik modellerin tekrar eden bir dizisini önerilmiştir. Tasarlanan robotun hareketi çeşitli performans değerlendirme kriterleri üzerinden değerlendirilmiştir (Bing ve diğerleri, 2017).

Zhang ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, tasarladıkları sistem veri füzyon yöntemini karşılaştırıp tartışarak, sualtı robotunun tutumunu hesaplamak için genişletilmiş kalman filtrelemeye dayalı veri birleştirme algoritmasını kullanmayı amaçlamışlardır. Algoritmanın uygulanması temel olarak; üç eksenli ivmeölçer sensörü, üç eksenli jiroskop sensörü ve IMU modülünden oluşan üç eksenli manyetometre sensörü ile su altı robotu duruş bilgisini elde etmek için EKF üzerinde birleştirilmiştir. Deneysel sonuçlar detaylı biçimde tartışılmıştır (Zhang ve diğerleri, 2016).

Dong ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, normalden farklı olarak işlem gürültüsünün Gauss formunda olmadığı EKF kullanarak otonom bir sualtı aracının anlık olarak durumunun tahmin edilmesini amaçlamışlardır. Sıralı ölçümler sonucunda sualtı aracının durum tahmininin giderek daha verimli olduğunu gözlemlemişlerdir (Dong ve diğerleri, 2020).

Cheng ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, IMU destekli görsel SLAM sisteminden alınan poz tahminleriyle bir 2D lazer tarayıcı kullanarak 3D haritalama üzerine yaklaşım sunmayı amaçlamışlardır. Deneylerde kullanılan robotun doğru hareket tahmini, EKF dayalı görsel atalet füzyonu ile elde edilmiştir. Önerilen yaklaşım ve performansı, Kinect kamera, IMU ve 2D lazer tarayıcısının bağlandığı bir Turtlebot kullanan iç mekân deneylerimizle gösterilmiş ve değerlendirilmiştir (Cheng ve diğerleri, 2017).

Liang ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, uzaktan rehberlik ve otonom iniş görevini tanıtmayı amaçlamışlardır. Sistemde çoklu sensör füzyon yöntemi olarak EKF kullanılmıştır. Yöntem bir kuadrotora ve Mecanum UGV'ye uygulanmış ve bir dış mekân deneyi üzerinde analiz edilmiştir. Deneysel sonuçlar, önerilen yöntemin doğruluğunun ve gerçek zamanlı yeteneğinin mesafeyi karşıladığını göstermiştir (Liang ve diğerleri, 2019).

Sun ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, araç navigasyonu için düşük maliyetli IMU, GPS ve monoküler VO sensörleri ile kullanım için çok sensörlü bir bütünleşmiş navigasyon algoritması geliştirmeyi amaçlamışlardır. Geliştirilen EKF tabanlı füzyon algoritması nispeten düz alanlarda araç konumlandırma ve dinamik durum tahmininde yüksek performans sağlamıştır (Sun ve diğerleri, 2020).

Zarai ve Cherif çalışmalarında, radar sistemindeki izleme senaryosunu taklit etmek için hedef durum tahminini iyileştirmeyi ve EKF kullanarak doğrusal olmayan ölçümlerin dalgalanmasıyla oluşan istenmeyen durumlardan kaçınmayı amaçlamışlardır. Bu amaçla, EKF ile bilinen geleneksel yöntemi değiştirmede uyarlanabilir Monte Carlo algoritması uygulamışlardır. Sonuçlar tasarlanan algoritmanın EKF'ten daha başarılı olduğunu göstermiştir (Zarai ve Cherif, 2021).

Ko ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, insansız hava aracı navigasyonu için EKF ve onun geliştirilmiş hallerinden olan Sabit Genişletilmiş Kalman Filtresini (IEKF) tahmin performansı yönünden karşılaştırmayı amaçlamışlardır. Bunun sonucunda gerçekleştirdikleri çalışmada IEKF'in EKF'e göre daha kararlı tahminlerde bulunduğunu gözlemlemişlerdir (Ko ve diğerleri, 2018).

Topaloğlu gerçekleştirdiği çalışmasında, EKF kullanarak pasif torpido arayıcısı ile pasif hedef takibi yapmayı amaçlamıştır. Farklı senaryolarla örneklemeler gerçekleştirmiş ve torpido anlık olarak farklı manevralara maruz bırakarak farklı ölçüm geometrileri elde etmiştir. Bu örneklemelerde en iyi takibi sağlayacak ölçüm açısı döngüsel bir yöntemle bulunmaya çalışmıştır (Topaloğlu, 2019).

Miraglia ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, 3 eksenli 9 DOF IMU'yu, Ultra Geniş Bant (UWB) aralık sensöründen elde edilen sinyallerden türetilen verilerle 3 boyutlu bir konumlandırma çözümüne dâhil etmek için iki farklı sensör veri füzyon tekniğini araştırmayı ve karşılaştırmayı amaçlamışlardır. Sonuçlar ayrıca, çok hassas UWB aralık sensörleri kullanıldığında, IMU verilerinin kullanımının konumun doğruluğunu önemli ölçüde iyileştirmede de göstermiştir (Miraglia ve diğerleri, 2017).

Xu ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, kuadro rotorun tutum tahmini için yeni bir değiştirilebilir çok modlu sensör füzyon algoritması tasarlamayı amaçlamışlardır. Bu algoritma, doğrudan konfigürasyonda kuaterniyon tabanlı EKF dayanır ve 3 eksenli jiroskop ve 3 eksenli ivmeölçerle donatılmış bir kayış aşağı MEMS IMU'dan ölçümlerini kullanmıştır. Benzetim ve uygulanan deneylerle önerilen algoritmanın, 3 eksenli ivmeölçerin yerçekimi vektörünü ölçtüğünü varsayan geleneksel algoritmaların zayıf performansına yol açan sürekli dönüşümsel hızlanma ve rüzgâr bozukluğunun etkisi altında bile quadrotorun tutumunun doğru tahminini koruyabildiği gözlemlenmiştir (Xu ve diğerleri, 2017).

Veillard ve arkadaşları çalışmalarında, 3 eksenli bir ivmeölçer ve 3 eksenli bir dönüölçeri veri füzyonu için bir algoritma ile donatılmış düşük maliyetli MEMS IMU'yu birleştirerek demiryolu uygulamaları için bir çözümü ele almayı amaçlamıştır. GPS veya takometreler gibi harici yardımcı sensörlerle normal Kalman filtresi kullanan geleneksel yöntemlerle karşılaştırılmış bir durum vektöründen yararlanan EKF kullanılmıştır. Tüm bu işlemler bir şehir treninde gerçekleştirilen deneysel sonuçlar üzerinden sunulmuştur (Veillard ve diğerleri, 2016).

Yudanto ve Petre gerçekleştirdikleri çalışmalarında, fabrikalardaki otomatik kılavuzlu araçların ve mobil robotların gerçek zamanlı iç mekân navigasyonu ve takibi için kablosuz UWB IPS ve IMU arasında EKF kullanarak yeni bir sensör füzyon yaklaşımı sunmayı amaçlamışlardır. Uygulanan deney sonucunda sistemin başarısı gözlemlenmiştir (Yudanto ve Petre, 2015).

Marron ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışmalarında, yapılandırılmamış ve karmaşık bir ortamda çoklu izleme uygulamasında verimliliklerini test etmek için konum tahminindeki en önemli çözümlerden ikisi olan Parçacık filtresi ve kalman filtresini karşılaştırmıştır. Sonuç olarak çoklu hedef takibi gibi karmaşık durumlarda Parçacık filtresinin kalman filtreden daha iyi sonuç ürettiğini gözlemlemişlerdir (Marron ve diğerleri, 2007).

Erdem ve Ercan gerçekleştirdikleri çalışmalarında 3 Boyutlu hareketleri tahmin edebilmek için EKF'yi; kamera, ivmeölçer ve dönüölçer sensörlerinden gelen verileri füzyon edecek biçimde modelleyerek daha kesin durum ve yön tahmini sağlayabilmişlerdir (Erdem ve Ercan, 2015).

Oliveria ve Gonçalves gerçekleştirdiği çalışmasında vücut hareketlerinin tahmini için IMU sensöründen elde ettiği verileri Arduino mikroişlemcisinde Kalman Filtresi ile işlemiştir. İvmeölçer ve dönü ölçer sensörlerinden gelen farklı toleranslara sahip

verileri birleřtirerek uyguladıđı algoritmanın, eđim aıllarını hassas bir řekilde belirlemede etkinliđi gz nne ıkarılmıřtır (Oliveria ve Gonalves, 2017).

Edrisi ve Majid gerekleřtirdikleri alıřmalarında, ivmelendirilmiř bir katı cismin durum tahmini iin IMU verilerini EKF zerinde birleřtirerek yeni bir yntem uygulamayı amalamıřlardır. Pratik uygulamalarda, evresel ivme altında ivmelerin ıkıřı, titreřime duyarlılıđı ve dinamik ivme ve yerekiminden ayrılamaması nedeniyle gvenilir olmamasından dolayı hızlanma tespitine dayalı bir anahtarlama kuralı tasarlamıřlardır (Edrisi ve Majid, 2015).

Aydın ve Erkmen gerekleřtirdikleri alıřmalarında; ncelikle kapalı ortamlarda yayaların konum bilgisini elde etmek iin kullandıkları dn ler ve ivmeler sensrlerinden elde edilen verileri SD karta kaydetmiř ve sensrlerden kaynaklı hataları azaltmak iin hız sıfırlama algoritması (ZUPT) kullanarak hız sinyallerinden durum verileri elde edebilmiřlerdir (Aydın ve Erkmen, 2019).

Suprem ve arkadařları gerekleřtirdikleri alıřmalarında; GPS sinyalinin ortadan kaybolduđu veya eksik geldiđi durumlarda daha iyi durum tahmini yapabilmek iin akıllı telefonlarda yer alan IMU kullanarak eksik durum bilgilerini tamamlamayı amalamıřlardır. Dřk maliyetli GPS ve IMU sensrlerinden gelen verileri sensr fzyonu ile birleřtirilmesiyle eksik durum bilgilerini elde edebilmiřlerdir (Suprem ve diđerleri, 2017).

Jiang ve arkadařları alıřmalarında; GPS ve IMU'nun birbiriyle btnleřtiđi bir alıřmada tasarladıkları Geniřletilmiř H-Sonsuz Filtresinin (EHF) verimini test etmeyi amalamıřlardır. Bu kapsamda; EHF'in sistem zerindeki etkisini Kalman Filtresini temel alarak karřılařtırmıřlardır. Gerekleřtirdikleri deneysel sonular, nerilen algoritmanın diđer filtreleme algoritmalarına gre birok avantajı olduđunu gstermiřtir (Jiang ve diđerleri, 2016).

Benazzi ve Katebi alıřmalarında; kurdukları sistem zerinde EKF ve EHF'in karřılařtırmalı bir yaklařım gtmeyi amalamıřlardır. Sonu olarak; EKF'nin bařlangı kořulları bilinmeyen gerek durumlara yakınsadıđında EHF'den daha hızlı olduđu anlařılmıřtır (Benazzi ve Ketabi, 2006).

Wahab ve arkadařları alıřmalarında; biyolojik atık su sisteminin llemeyen durumlarını tahmin etmek iin EKF, EHF, Duruma Bađlı Filtre (SDF), Duruma Bađlı H-Sonsuz Filtresi (SDHF) ve UKF'yi ieren mevcut beř dođrusal olmayan tahmin edicinin performanslarını test etmeyi amalamıřlardır. Sonu olarak UKF'nin

diğer dört algoritmaya göre daha yüksek kararlılıkla çalıştığı gözlemlenmiştir (Wahab ve diğerleri,2012).

Lim çalışmasında; hedef takip sistemi üzerinde EHF ve EKF'nin performansını tasarladığı hedef takibi sistemi üzerinde test etmeyi amaçlamıştır. Bilinmeyen gürültü istatistiklerine sahip dinamik olarak değişen ve doğrusal olmayan modellenmiş durumların tahmininde EHF'nin EKF'den daha iyi performans gösterdiği ortaya çıkarılmıştır (Lim, 2013).

Saha ve arkadaşları çalışmalarında; EKF ve EHF'nin performans yönünden karşılaştırmasını yapmayı ve güvenilir filtre performansı elde etmek için kazanç çarpanı gamanın kullanılabilir aralığını tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Sonuç olarak tasarlanan metriklerin, tasarımcının sağlamlık ve hassasiyet arasında istenen dengeyi elde edebildiği kullanılabilir gama aralığını belirlemede faydalı olduğu gözlemlenmiştir (Saha ve diğerleri, 2015).

Tablo 1.1 İncelenen Çalışmaların EKF, EIF ve EHF Üzerinde Dağılımı.

Uygulama Alanı	EKF	EIF	EHF
IMU Verilerinin Filtrelendirilmesi	14	1	3
İKA Konumlandırılması	14	3	2
İHA Konumlandırılması	8	2	2
İDA Konumlandırılması	4	1	-
Radar Takip Uygulaması	6	1	2
Sensör Füzyonu	15	2	1
Görüntü İşleme	6	-	-
Diğer Endüstriyel Sist.	5	-	-

Gerçekleştirilecek çalışma öncesinde literatürde benzer alanlarda yapılan çalışmalar Tablo1.1'de EKF, EIF ve EHF'nin uygulama alanlarına göre dağılımı sunulmuştur. Bu kapsamda; Kalman Filtresinin ilk türevlerinden olan EKF'nin literatürde sıklıkla tercih edildiği anlaşılmıştır. Bu tez kapsamında yapılacak çalışmada EKF'nin yanı sıra Kalman Filtresinin enformasyon formdaki türevi olan EIF ve tahmin hataları

üzerinde etkili olması ile literatürde öne çıkan EHF’de, tasarlanan sistem modeli üzerinde gürültülerin sönümlenmesinde kullanılacak ve bu üç filtre arasında performans değerlendirme kriterleri üzerinden karşılaştırma yapılması amaçlanmaktadır.

Yapılması amaçlanan çalışmada doğrusal olmayan durum tahminlerinin elde edilmesi gerekliliğinden dolayı Kalman Filtre modellerinden olan EKF, EIF ve EHF’nin kullanılması uygun görülmüştür. Doğrusal olmayan durum tahminleri için geliştirilen ilk Kalman Filtre modeli olan EKF’nin tahmin aşamasında işlemlerini verimli bir şekilde gerçekleştirdiği, EIF’nin ise güncelleme aşamasında işlemlerini tahmin aşamasına göre daha verimli olarak gerçekleştirdiği sonucu literatürde yapılan incelemelerden çıkarılmıştır. EKF’nin zayıf yönü olan güncelleme aşamсындаki hesaplama yükünün fazlalığının azaltılması için yeni bir filtre algoritmasına ihtiyaç duyulmuştur. Bu kapsamda EIF üretilmiştir. EHF algoritması ise EKF ve EIF algoritmalarında sistem modelinde yer alan işlem gürültüsünün önceden tahmininin ve ölçümündeki güçlüklerden dolayı filtre modeline etki edebilecek harici bir parametre olan gama kazanç faktörünün kullanmasın gerekliliği üzerine tasarlanmıştır.

Bu çalışma bünyesinde doğrusal olmayan durum tahminlerinin gerçekleştirilmesinde EKF, EIF ve EHF’nin aralarındaki farkların tasarlanan sisteme etkisinin araştırılması gerçekleştirilecektir.

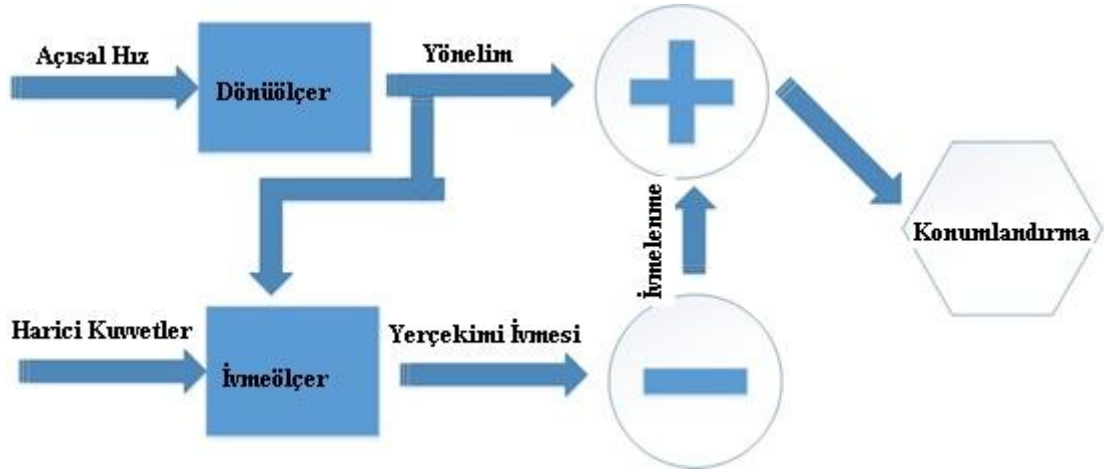
2. METODOLOJİ

2.1 Ataletsel Ölçüm Ünitesi

Ataletsel ölçüm ünitesi sensörü terimi, üç eksenli ivmeölçer ve üç eksenli dönüölçerin birlikte kullanılması durumunu belirtmek için kullanılmaktadır. Dönüölçer, sensörün açısal hızını yani yönelimindeki değişim oranını ölçmektedir. İvmeölçer, sensöre etki eden harici özel kuvvetleri ölçmektedir. Bu kuvvet, hem sensörün ivmesinden hem de dünyanın yerçekiminden oluşur.

Üç boyutta ölçüm yapabilmek için, karşılıklı olarak dikine duyarlı 3 eksenden oluşan üç eksenli sensörler gereklidir. Ataletsel ölçüm ünitesi ile gerçekleştirilen yüksek doğruluk oranına sahip ölçümlerle havacılık (Euston, 2007; Hong, 2003; Kallapur, 2009), robotik (Barshan, 1995; Ojeda,2002), navigasyon (Titterton, 2004; Beauregard, 2007), insan hareket analizi (Luinge, 2004; Zhou, 2008) ve makine etkileşimi (Heinz, 2006) alanlarında hassas sonuçlar elde edilebilmektedir.

Şekil 2.1’de görüldüğü üzere; ivmeölçer, öncelikle sensöre etki eden tüm harici kuvvetleri, ölçer daha sonra bu kuvvetlerden yerçekimi ivmesini çıkarmak suretiyle sensörün algılamasını istediğimiz tepki kuvveti elde edilmektedir. Dönüölçer ise sensöre etki eden açısal hızı ölçerek yönelim verisinin elde edilmesini sağlamaktadır. İvmeölçer ve dönüölçer verilerinin sensör füzyonu ile birleştirilmesi ile cismin konum bilgisi üretilmektedir (KOK ve diğerleri, 2017).

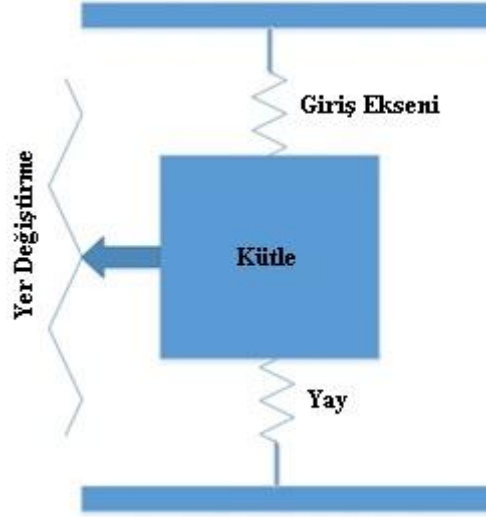


Şekil 2.1: Dönüölçer ve İvmeölçer ile Konum Bilgisi Elde Edilmesi.

Ataletsel ölçüm ünitelerinin birçok uygulamada sıklıkla tercih edilmesinin nedenleri arasında; küçük boyutu, düşük ağırlığı, sağlam yapısı, düşük güç tüketimi, kısa başlatma süresi ve üretiminin ucuz (yüksek hacimlerde) olması gösterilebilir (Doshi, 2011).

2.1.1 İvmeölçer

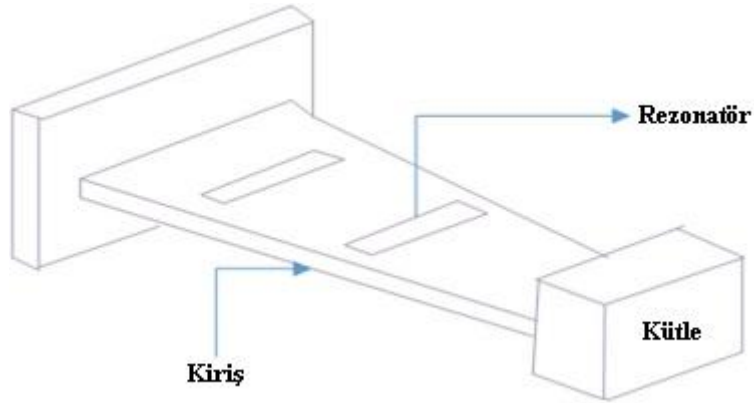
İvmeölçer, ivmenin neden olduğu kuvveti ölçebilen elektromekanik bir cihazdır. İvmeölçerler, bir nesneye etki eden yerçekimi kuvveti nedeniyle statik ivmeyi ve nesnenin hareketinden kaynaklanan dinamik ivmeyi ölçmektedir. İvmeölçerden alınan ivme verisi, ilgili eksenlerdeki dinamik ve statik değerlerin toplamıdır. İvmeölçer, uygulanacağı projelere göre farklı G kuvveti hassasiyetinde çalıştırılabilir. Ayrıca ivmeölçerler; Kapasitif, Hall, piezoelektrik, manyetoresistif, piezorezistif etkisi ve ısı transferi kullanılarak çeşitli görevler gerçekleştirebilirler (Küççük, 2010). İvmeölçerler genel olarak mekanik ve katı hal cihazlar olarak iki sınıfa ayrılabilir. Mekanik ivmeölçer, Şekil 2.2'de gösterildiği gibi yaylarla asılı bir kütleden (m) oluşmaktadır. Kütlenin yer değiştirmesi, giriş ekseninde kütleye etki eden kuvvetle (F) orantılı bir sinyal veren bir yer değiştirme pikabı kullanılarak ölçülmektedir. Newton'un ikinci hareket yasası, $F = ma$, cihaza etki eden ivmeyi hesaplamak için kullanılmaktadır (Woodman, 2007).



Şekil 2.2 Mekanik İvmeölçer.

Woodman, O. J. (2007). An Introduction to Inertial Navigation (No. UCAM-CL-TR-696). University of Cambridge, Computer Laboratory.

Katı hal ivmeölçerler; yüzey akustik dalgası (SAW), titreşimli, silikon ve kuvars cihazları dâhil olmak üzere çeşitli alt gruplara ayrılmaktadır. MEMS tabanlı ivmeölçerler mekanik tip veya bir frekansın değişimini ölçenler olmak üzere iki alt grupta toplanabilir. Şekil 2.3'de gösterilen SAW ivmeölçerlerde, gerilim değişikliğinin neden olduğu titreşim ölçülerek cihazın ivmelenmesi hesaplanmaktadır (Woodman, 2007).



Şekil 2.3 Yüzey Akustik Dalga İvmeölçer.

Woodman, O. J. (2007). An Introduction to Inertial Navigation (No. UCAM-CL-TR-696). University of Cambridge, Computer Laboratory.

MEMS ivmeölçerlerdeki yanlışlıkların çoğu, MEMS üretim tekniklerindeki uygulamalardan kaynaklanabilmektedir. MEMS ivmeölçerlerin uygulanabilirliğini sınırlayan başka bir durumda; ivmeölçer uygulamalarının çoğunun konum, hız ve yön gibi hareket parametrelerinin hesaplanmasında kullanılıyor olmasıdır.

Bu, ivmeölçer çıkışının tek / çift entegrasyonu ile elde edilmektedir. Ancak bu durum hataların birikmesi nedeniyle yanlış ivme hesaplamalarına sebep olabilir (Woodman, 2007).

Tablo 2.1 İvmeölçer Hata Kaynakları.

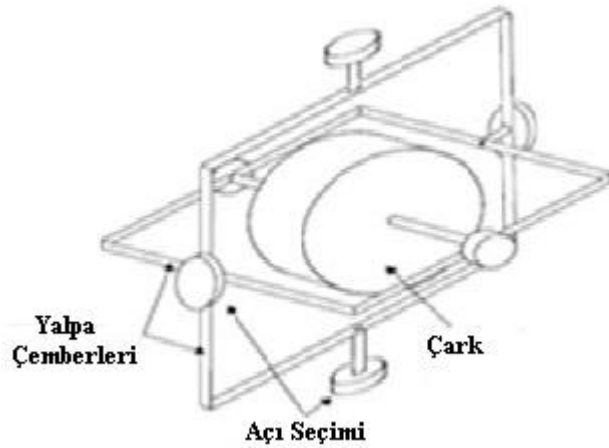
Hata Tipi	Açıklaması	Çift Entegrasyon Sonucu
Sapma	İvmeölçerin çıkış sinyalindeki anlık sapma (b)	Posisyon hataları karasal olarak büyür $s(t) = b \frac{t^2}{2}$
Beyaz Gürültü	Beyaz Gürültü ile standart sapma (σ)	Pozisyon hatasının standart sapması aşağıdaki formüldeki gibi büyür; $\sigma(t) = \sigma t^{3/2} \frac{\sqrt{\sigma t}}{\sqrt{3}}$
Sıcaklık Etkisi	Sıcaklığa bağlı artan sapma	Herhangi bir artan sapma, pozisyonda zamanla ikinci dereceden büyüyen bir hataya neden olur.
Kalibrasyon	Ölçek faktöründe, hizalamalarda ve ivmeölçer doğrusallıklarında deterministik hata	Hızın karesi ve süresiyle orantılı konum kaymasına neden olur.
Sapma Kararsızlığı	Sapma dalgalanması genellikle rastgele değişme şeklinde modellenir.	Pozisyonda zamanla üçüncü dereceden büyüyen bir hataya neden olur.

Doshi, S. S. (2011). *Applications of inertial measurement units in monitoring rehabilitation progress of arm in stroke survivors* (Doctoral dissertation, Colorado State University).

2.1.2 Dönüölçer

Dönüölçer, bir cismin yönünü belirlemede açısal momentumun korunumu ilkesine göre çalışan bir cihazdır. Dönüölçerin hareketi merkezkaç prensibine uygun olarak devamlılık göstermektedir. 19.yy ortalarından bu yana, dönüölçer teknolojisi önemli ilerleme kaydetmiş ve bu sensörler, uçak ve gemi atalet navigasyon sistemlerinde kullanılan temel sensörler haline gelmiştir. MEMS teknolojisi ile dönüölçerler çok küçük ve ucuz hale gelmesiyle oyun konsollarından cep telefonlarına kadar birçok üründe kullanılmaya başlanmıştır. Dönüölçer, temel olarak bir cismin kendi ekseninde etrafında dönme hızını ($^{\circ} / s$) hesaplamada kullanılmaktadır. Bu yöntem ile cismin tüm eksenlerinde yönelimini hesaplama için; yuvarlanma, yunuslama ve sapma açıları kullanılmaktadır (Küçük, 2010).

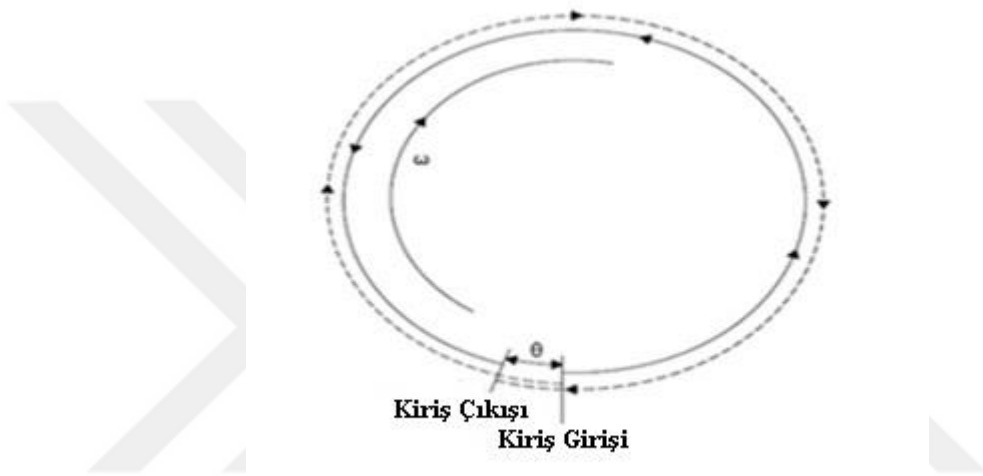
Dönüölçerlerin de ivmeölçerler gibi farklı türleri bulunmaktadır. Etkileyici doğruluğa sahip bu yaygın türlerden ikisi, mekanik ve optik dönüölçerlerdir. Mekanik bir dönüölçer, Şekil 2.4’de gösterildiği üzere her üç ekseninde de dönmesine izin veren iki yalpa çemberi üzerine monte edilmiş bir dönen çarktan oluşmaktadır. Açısal momentumun korunumundan yapılan çıkarıma göre, çember yön değişikliklerine karşı direnç göstermektedir. Bu nedenle, mekanik bir dönüölçer bir dönüşe maruz kaldığında, tekerlek sabit bir küresel konumda kalacaktır ve bitişik yalpa çemberleri arasındaki açılar değişiklik gösterecektir. Cihazın konumunun ölçülmesinde bitişik yalpa çemberleri arasındaki açılar, açılı ayırıcılar kullanılmasıyla okunabilmektedir. Neredeyse tüm modern dönüölçerler (optik ve MEMS türleri dâhil) açısal hızı ölçmektedirler (Woodman, 2007).



Şekil 2.4 Geleneksel Mekanik Dönüölçer.

Woodman, O. J. (2007).

Fiber Optik dönüölçer, büyük bir fiber optik bobininden oluşmaktadır. Dönüşü ölçmek için, bobine zıt yönlerde iki ışık huzmesi ateşlenir. Sensör bir dönüşü uğruyorsa, dönüş yönünde hareket eden ışın fiberin diğer ucuna Şekil 2.5'te gösterildiği gibi dönüşü karşı hareket eden kırıştan daha uzun bir yolu takiben varacaktır. Bu durum literatürde Sagnac etkisi olarak bilinmektedir. Sagnac etkisine bağlı olarak ortaya çıkan faz kayması, ışınların karışmasına neden olarak yoğunluğu açısal hıza bağlı olan birleşik bir ışın ile sonuçlanır. Bu nedenle, birleşik ışının yoğunluğunu ölçerek açısal hızı ölçmek mümkündür (Woodman, 2007).



Şekil 2.5 Sagnac Etkisi. (Kesikli çizgi, dönüş hareketi boyunca kırıştın izlediği yolu göstermektedir. Düz çizgi, dönüşü karşı hareket eden kırıştır. θ , dönüş açısını temsil etmektedir)

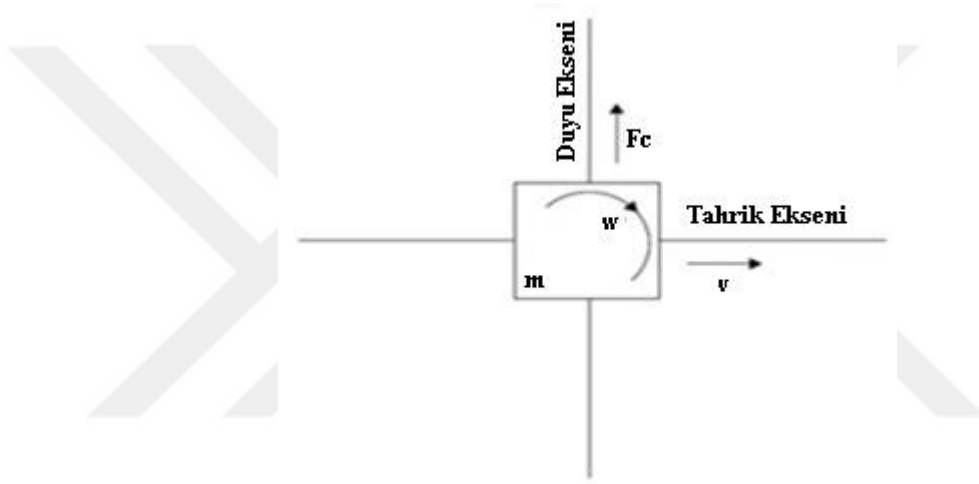
Woodman, O. J. (2007). An Introduction to Inertial Navigation (No. UCAM-CL-TR-696). University of Cambridge, Computer Laboratory.

Mekanik dönüölçerlerin aksine, optik dönüölçerler hareketli parça içermez ve başlaması sadece birkaç saniye sürer. Bir optik dönüölçerin doğruluğu büyük ölçüde, cihazın boyutuyla sınırlandırılan ışık iletim yolunun uzunluğuna bağlıdır. Bu yolun uzunluğu arttıkça optik dönüölçerlerin ölçüm aralığı da artmaktadır (Woodman, 2007). Son dönemde mekanik ve optik dönüölçerler; parça sayıları, yüksek hassasiyet toleranslı parçalardan oluşuyor olmaları ve karmaşık montaj tekniklerinden dolayı uygulamalar için maliyet limitlerini aşmaktadırlar. Buna karşılık MEMS dönüölçerlerin düşük parça sayısına (üç parçaya kadar) sahip olması ve üretimlerinin oldukça ucuza mal olması uygulama sahalarını arttırmaktadır.

MEMS dönüölçerler, Coriolis etkisinden faydalanmaktadır. Bu durum, ω açısai hızıyla dönen bir referans çerçevesinde, v hızıyla hareket eden m kütesinin bir kuvveti temsil etmektedir (Woodman, 2007).

$$F_c = -2m(\omega * v) \quad (2.1)$$

MEMS dönüölçerler, Coriolis etkisini ölçmek için titreşimli tekerlek gibi farklı geometrilere sahip titreşimli elemanları kullanmaktadır. En basit geometri, Şekil 2.6'da gösterilen bir tahrik eksenii boyunca titreşen tek bir küleden oluşmaktadır. Dönüölçer döndüğünde, Coriolis kuvveti nedeniyle dikey eksen boyunca ikincil bir titreşim indüklenmektedir. Açısai hız, bu ikincil dönüşün ölçülmesi ile hesaplanır (Woodman, 2007).



Şekil 2.6 Titreşimli Kütle Dönüölçeri.

Woodman, O. J. (2007). An Introduction to Inertial Navigation (No. UCAM-CL-TR-696). University of Cambridge, Computer Laboratory.

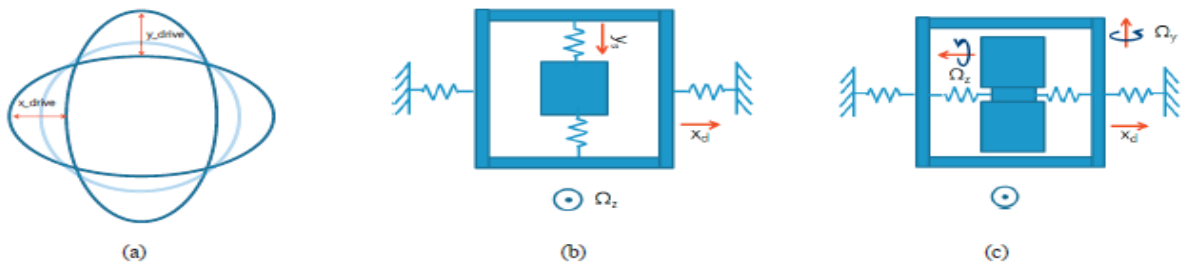
MEMS ivmeölçerlerine benzer şekilde, MEMS dönüölçerlerinin performansıda hata kaynaklarından etkilenmektedir. Dönüölçerler yalnızca bir kez entegre edildikleri için dönüölçer hatasının etkisi, ivmeölçerden gelenler iki kez entegre edildiğinden dolayı ivmeölçerin çıkış hatası kadar şiddetli değildir. Bununla birlikte, dönüölçerler navigasyon sistemlerinde veya hareket izleme uygulamalarında ivmeölçerlerle birlikte kullanıldığında, dönüölçer hataları daha baskın olmaktadır çünkü yön matrisini hesaplamak için dönüölçer verileri kullanılmaktadır. Bu nedenle, dönüölçerdeki hata kaynakları ve bunların doğruluğu / güvenilirliği üzerindeki etkileri hakkında bilgi edinmek önem arz etmektedir (Woodman, 2007).

Tablo 2.2 Dönüölçer Hata Kaynakları

Hata Tipi	Açıklaması	Çift Entegrasyon Sonucu
Sapma	Dönüölçerin çıkış sinyalindeki anlık sapma (b)	Açısal hatalar sürekli olarak büyür; $\theta(t) = \theta * b$
Beyaz Gürültü	Beyaz Gürültü ile standart sapma (σ)	Açısal rastgele değişim, aşağıdaki formüldeki gibi büyür; $\sigma(t) = \sigma * \sqrt{\sigma t}$
Sıcaklık Etkisi	Sıcaklığa bağlı artan sapma	Herhangi bir artan sapma, pozisyonda zamanla doğrusal olarak büyüyen bir hataya neden olur.
Kalibrasyon	Ölçek faktöründe, hizalamalarda ve dönüölçer doğrusallıklarında deterministik hata	Hareketin hızı ve süresiyle orantılı yönelim kayması
Sapma Kararsızlığı	Sapma dalgalanması genellikle rastgele değişim şeklinde modellenir.	İkinci dereceden rastgele değişim

Doshi, S. S. (2011). *Applications of inertial measurement units in monitoring rehabilitation progress of arm in stroke survivors* (Doctoral dissertation, Colorado State University).

3 eksenli bir dönü ölçerin çalışma prensibi ve eksenleri Şekil 2.7’de gösterilmiştir.



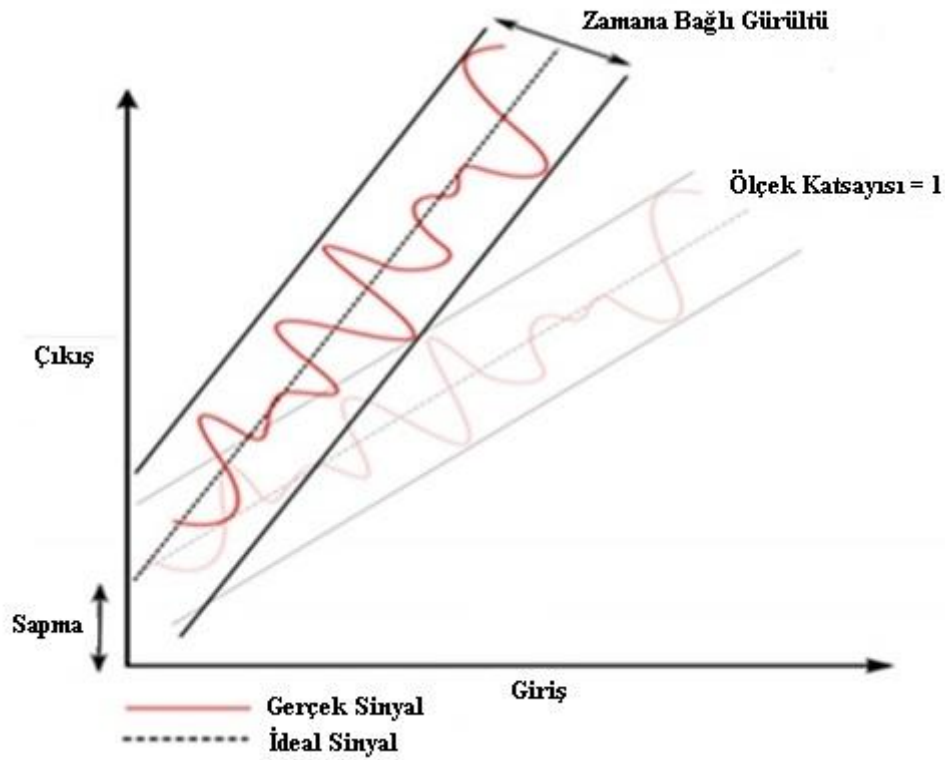
Şekil 2.7 Dönüölçerin Çalışma Prensibi, (a) İç İç Geçirilmiş Halka Yaylar (b) Z Eksenindeki Dönü (c) X-Y Eksenindeki Dönü.

Kim, D. Y., & Jeon, M. (2014). Data fusion of radar and image measurements for multi-object tracking via Kalman filtering. *Information Sciences*, 278, 641-652.

2.2 Ataletsel Ölçüm Ünitesi Hataları

Ataletsel Ölçüm Ünitelerinde ölçümlerin doğruluğu, durum veya konum bilgisi elde etmeye başlamadan önce sistemin veya kullanıcının konum, hız ve durum bilgilerinin gerçeğe olabildiğince yakın hesaplanmasını sağlamaktadır. Ataletsel Ölçüm Ünitelerinde hatalara sebep olan birçok etmen vardır. Bunların başında yerçekimi kuvvetinin sensör üzerindeki etkisi yer almaktadır (Güre, 2019).

Bu bölümde, Ataletsel Ölçüm Ünitelerinde görülen en yaygın hatalardan bazıları aktarılmaktadır. Sıklıkla karşılaşılan Ataletsel Ölçüm Ünitesi hataları Şekil 2.8’de gösterilmektedir.



Şekil 2.8 Sıklıkla karşılaşılan Ataletsel Ölçüm Ünitesi hataları: Sapma, Ölçek, Zamana Bağlı Gürültü.

Cucci, D. A., Rehak, M., & Skaloud, J. (2017). Bundle adjustment with raw inertial observations in UAV applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 1-12.

2.2.1 Sapma

Hem ivmeölçerler hem de dönüölçerler, yavaş büyüyen sabit sapmalar nedeniyle dâhili hatalara sahiptir. Sensör herhangi bir harekete maruz kalmadığı durumda bile sapma diye adlandırılan istenmeyen verileri üretir. Ortamda gerçekleşecek fiziksel değişikliklerle sapma değeri artış göstermeye başlamaktadır. Sensör verilerindeki sapmanın boyutu kadar gerçek verilerden uzaklaşmaktadır. Sapmadaki belirsizlik; sıcaklıktaki değişikliklerden, sensöre uygulanan kaynak gerilimindeki değişiklikler gibi birçok parametreye bağlılık gösterebilir. Literatürde sapmalar, durağan bir cihazın üzerinde yapılan uzun vadeli ölçümlerin ortalaması alınarak tahmin edilmektedir (Woodman, 2007). Sensör verilerindeki sapma üzerinde önemli etkenlerden biriside bu sapmaların tekrarlanabilir olduklarının gözlemlenebilmesidir (Çakıcı, 2019).

2.2.2 Beyaz Gürültü

Sensörler gerçekleştirdikleri ölçümlerde her zaman rastgele bir gürültü mevcuttur. Bu gürültüler istatistiksel metodlar izlenerek en az seviyeye indirgenebilir. Bu tür gürültülerden biri de Beyaz Gürültüdür (Çakıcı, 2019).

Beyaz Gürültü, Ataletsel Ölçüm Ünitesinin örnekleme oranından çok daha büyük frekansta ortaya çıkan bir sinyaldir. Beyaz gürültünün temel özelliği ortalamasının sıfır olması ve bir standart sapmasının olmasıdır. Bu hataların ana nedeni MEMS'de bulunan termo mekanik gürültülerdir (Woodman, 2007).

2.2.3 Titreşim Gürültüsü

Titreşim gürültüsü, genellikle elektronik elemanların kristal yapısında meydana gelen titreşimlerden kaynaklanmaktadır. Sapmaya karşı destekleyici bir yapısı vardır. Sapma kararlılığı, aygıtın sapmasının belirli bir süre boyunca (yaklaşık 100 saniye) nasıl değiştiğini açıklamaktadır. Literatürde sapma kararlılığı değeri 1 sigma olarak belirlenmiştir (Woodman, 2007).

2.2.4 Sıcaklığın Etkisi

Ortam sıcaklığındaki artışlar sensörün çıkışındaki sinyalde oluşabilecek sapmaları tetiklemektedir. Çünkü, yarıiletken malzemeden üretilen sensörler belirli bir ısı değeri arasında optimum çalışma karakteristiği göstermektedir. Sapma ve sıcaklık arasındaki ilişki, MEMS sensörleri için genellikle doğrusal değildir. IMU'lar genellikle sıcaklığa bağlı sapma etkilerinin iyileştirilmesine yardımcı olan dahili sıcaklık sensörü içermektedir (Woodman, 2007).

2.2.5 Kalibrasyon Hataları

Kalibrasyon hataları, cihazın ölçek faktörleri, hizalamaları ve doğrusallığının birleşiminden meydana gelmektedir. Hareket halindeki bir cihazda gözlemlenen sapma hatasının oluşmasına neden olarak kalibrasyon hataları da gösterilmektedir. Bu tür bir hata, eylemsizlik sensörlerinde ek kaymanın birikmesine yol açar. Bunlar hareket hızı ve süresiyle orantılıdır. Kalibrasyon hatası için dahili düzeltmeler uygulayarak kalibrasyon hatası giderilebilmektedir (Woodman, 2007).

2.2.6 Giriş Aralığı

Giriş aralığı, Ataletsel Ölçüm Ünitesinin ölçebileceği minimum ve maksimum ivmeyi veya açısal hızı temsil etmektedir. Bu aralığın aşılması, yanlış ölçüm sonuçlarına veya ölçüm yapılamamasına neden olmaktadır. Herhangi bir sensörün bant genişliği, o sensörün gerçek hareketi algılama yetisini temsil etmektedir. Düşük bant genişliği, yüksek frekanslı titreşimin doğru ölçülemediği anlamına gelir ve bu da ölçüm sonuçlarında istemsiz sapmalara sebep olabilir. Bu durumlarla karşılaşılmasını için sensöre titreşimi önleyici yalıtım yapılması gerekmektedir (Güre, 2019).

2.2.7 Ölçek Faktörü

Ölçek faktörü, Şekil 2.8'de gösterildiği gibi girdi-çıkış gradyanının sapmasına verilen isimdir. Teoride girişin yüzdesi ile çıkışın yüzdesinin eşit olması beklenmektedir. Uygulamalarda elde edilen çıkış, girdi ile çıkışın orantılı olarak ölçeklendirilmiş halidir (Güre, 2019).

Yüksek dereceli Ataletsel Ölçüm Üniteleri için ölçek faktörü ihmal edilebilir ancak düşük dereceli (MEMS) olanlar için bir kalibrasyon prosedürü gereklidir. Ölçek faktörü belirleyici olduğundan, altı konumlu test veya döner tabla kalibrasyon prosedürleri kullanılarak tıpkı açma sapması gibi belirlenebilmektedir (Godha, 2006). Ölçek faktörü hataları değişken ise, stokastik olarak da modellenenebilir (Niu ve diğerleri, 2006).

2.2.8 Hizalama Hataları

İvmeölçer ve dönüölçerlerin birbirlerine dik olarak hizalanamamasından kaynaklanan hizalama hataları esas olarak Ataletsel Ölçüm Ünitelerinin üretim süreçleri sırasında ortaya çıkmaktadır. Eksen dikliğinin bozulması ile eksenler üzerinde gerçekleştirilen ölçümlerde hata oluşmaktadır. Bu tip hatalar kalibrasyon yöntemleriyle giderilebilir (Niu ve diğerleri, 2006).

Sistemin çalışması esnasında düzenli aralıklarla gerçekleştirilecek tahmin ve düzeltme adımları ile bu hata en aza indirgenebilmektedir (Güre, 2019) .

2.2.9 Yerçekimi Etkisinden Kaynaklı Hatalar

Dönüölçerler ve ivmeölçerlerde oluşan yerçekiminden kaynaklı Z eksenine etki eden sapmalar, sensörün hızlanmasına bağlı olarak bileşke kuvvetin değerinde değişikliklere sebep olmaktadır. Bu durum, kütlenin algılama eksenini boyunca hızlanmaya başladığında MEMS jiroskoplarda yaygın olarak gözlemlenmektedir. Yerçekiminden kaynaklı sapmalar ölçüm sonuçlarına göre modellenenebilmektedir (Khan, 2013).

2.2.10 Zamanlama Hataları

Ataletsel Ölçüm Ünitelerinin kullanıldığı sistemlerde bu sensörden alınan ölçüm sonuçlarını harici bir kaynağa aktarılması esnasında ivmeölçer ve dönüölçer verilerinde oluşabilecek gecikmelerden kaynaklı hatalardır (Khan, 2013) .

3. ÜÇ BOYUTLU UZAYDA NESNELERİN KONUMUNUN TESPİTİ

3.1. Koordinat Sistemleri ve Dönüşümleri

Ataletsel Ölçüm Üniteleri ile çalışırken bir dizi dönüşümlerin kullanılması gerekmektedir. Dünya ile ilgili bilgilere sahip olmak için bazı referans eksen sistemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu bölümde, sıklıkla kullanılan ataletsel navigasyon sistemleri ile ilgili tüm referans eksen sistemlerinin kısaca açıklanması amaçlanmaktadır (Noureldin ve diğerleri, 2013).

Bir noktanın konumunu tanımlamak veya sayıları kullanarak uzayda bir vektör tanımlamak için koordinat sistemleri kullanılmaktadır. Bir koordinat sistemini karakterize etmek için merkezi, temel düzlemi (x - y düzlemi), ana yönü (x ekseninin yönü) ve dikey eksen (z ekseninin yönü) belirtilmelidir (İpek, 2017).

Yörünge belirleme probleminde genel olarak; Kartezyen (dikdörtgen), küresel veya yassı küresel koordinat sistemleri kullanılmaktadır. İlgilenilen uydunun hareketi öncelikle Dünya çevresinde olduğundan, genellikle istenen koordinat sisteminin kaynağı dünya yüzeyinde belirlenen bir noktanın temel alındığı (toposentrik) koordinatlar hariç Dünya'nın kütle merkezidir. Kartezyen koordinat sistemi, bir başlangıç noktası ve birbirine dik üç eksenle oluşur. Küresel koordinat sistemi, bir noktanın orijinden bir uzaklık ve iki açı ile belirlendiği üç boyutlu bir ortogonal koordinat sistemi olarak tanımlanabilir.

Basık küresel koordinat sistemi, elipsin odak dışı eksenini etrafında döndürülmesiyle inşa edilen ortogonal bir koordinat sistemidir (Seeber, 2008).

Uydusal yörünge belirlemede genellikle üç referans koordinat sistemi yaygın olarak kullanılmaktadır. Birincisi, Yörüngeyi temsil etmek için kullanılan ve uzayda sabitlenen Dünya Merkezli Koordinat Sistemidir (Earth Centered Inertial Coordinate System - ECI). İkincisi, Dünya ile birlikte dönen ve yörüngeyi coğrafi koordinatlar açısından tanımlamak için kullanılan Eksenleri Sabitlenmiş Dünya Eksenli Koordinat

Sistemidir (Earth Centric Earth Fixed - ECEF). Sonuncusu ise gözlemcinin konumuna ortalananmış ve temel olarak uydunun gözlemciye göre konumunu tanımlamak için kullanılan dünya yüzeyinde belirlenen bir noktanın temel alındığı koordinat sistemidir (İpek, 2017).

3.1.1 Dünya Merkezli Koordinat Sistemi (ECI)

Şekil 3.1’de sunulan Dünya Merkezli Koordinat Sistemi eylemsiz bir sistemdir ve uzayda sabitlendiği varsayılır. Merkezi Dünya’nın kütesinin merkezindedir ve temel düzlemi ekvator düzlemi ile çakışır (Seeber, 2008).

Merkezi: Dünya’nın kütle merkezidir.

Z eksen: Dünya’nın dönüş eksenine paralel, Kuzey Kutbu yönündedir.

X eksen: Ekvator düzleminde.

Y eksen: Sağ elini kullanan bir sistem ile tanımlanır. X ekseninin 90 derece doğusunda yer alır.



Şekil 3.1 Dünya Merkezli Koordinat Sistemi.

Vallado, D. A. (2001). *Fundamentals of astrodynamics and applications* (Vol. 12). Springer Science & Business Media.

3.1.2 Eksenleri Sabitlenmiş Dünya Eksenli Koordinat Sistemi (ECEF)

Dünya Merkezli Koordinat Sistemi ile aynı yönlere sahiptir ancak bu sistemde koordinatlar Dünya ile birlikte dönmektedir. Bundan dolayı bu koordinat sistemiyle verilecek bir konum ancak belli bir dönem için tanımlanabilir (İpek, 2017).

3.1.3 Yerel Seviye Koordinat Sistemi

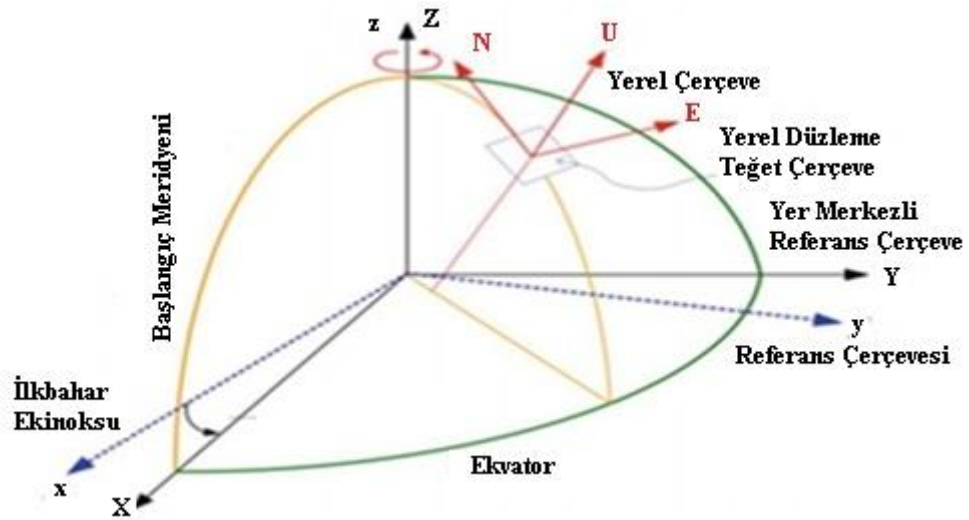
Dünya yüzeyinde belirlenen bir noktanın temel alındığı koordinat sistemidir. Cismin, dünyanın yüzeyinde veya yakınında olduğu durumlarda kullanılması tercih edilmekte olan bir koordinat sistemidir. Bahsedilen koordinat sistemleri Şekil 3.2’de bir arada gösterilmiştir.

Merkezi: Navigasyon sisteminin merkezidir.

Z eksen: Yukarı doğrudur. (Sağ elini kullanan sistemi tamamlar.)

X eksen: Doğuyu göstermektedir.

Y eksen: Gerçek kuzeyi göstermektedir.



Şekil 3.2 Bir Arada Gösterilen Koordinat Sistemleri.

Noureldin, A., Karamat, T. B., & Georgy, J. (2013). Inertial navigation system. In *Fundamentals of inertial navigation, satellite-based positioning and their integration* (pp. 125-166). Springer, Berlin, Heidelberg.

3.2 Yönelim Belirleme Yöntemleri

Üç boyutlu uzayda bir nesnenin hareketini tahmin etmek için bu nesnenin yönünün ve konumunun tahmin edilmesi gerekmektedir. Bu bölümde ilk olarak sensör verilerinin kullanılmasıyla, yön hesaplamalarının hesaplama yöntemleri üzerinde durulacaktır.

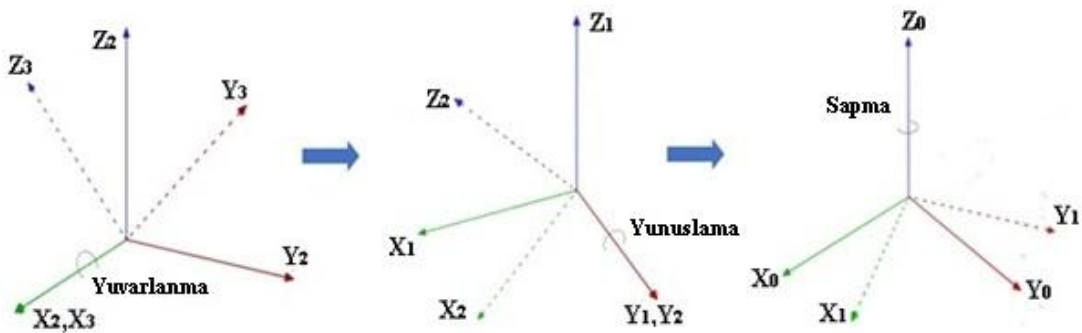
Dönüölçerin kullanılmasıyla anlık yön, geçmiş yönden bağımsız olarak hesaplanabilmektedir. Bu aşamada birbirini izleyen yönler arasındaki ilişkinin matematiksel olarak ifade edilmesiyle nesnenin yönelim ifadesi elde edilir.

Nesnenin yönünü tarifi; yuvarlanma, yunuslama ve sapma açılarıyla quaternion (dördey) formda ve koordinat dönüşüm matrisi şeklinde ifade edilebilmektedir. Bu bölümde ayrıca farklı yönelim ifade tekniklerinin birbirine dönüştürülme adımlarının açıklanması yapılacaktır. Yönelimin hesaplanmasından sonra konumu hesaplamak için hangi sensörün nasıl kullanılacağı belirtilecektir. Ayrıca tahmin ve izleme kavramları açıklanacaktır. Tahmin ve izleme işlemlerinin gerçekleştirilmesinde sıklıkla kullanılan ve bu tez kapsamında da üzerine değinilecek olan Kalman Filtresinin nasıl modellendiği açıklanacaktır.

Üç boyutlu bir uzayda bir nesnenin hareketinin algılamasında, nesnenin dönme hareketine göre nesnenin yönü ve nesnenin doğrusal hareketine göre ise hızı ve konumu hesaplanmaktadır. Bir nesnenin belirli bir zaman dilimindeki yönünü ve konumunu izlemek, nesnenin o zaman dilimindeki durumunu ifade etmektedir. Bu veriler Ataletsel Ölçüm Üniteleri bünyesinde bulunan ivmeölçer ve dönüölçer sensörlerinden elde edilmektedir. Temel olarak, yön bilgisi açısal hız sensörü tarafından hesaplanmaktadır. Doğrusal hareketin bilgisi ise ivmeölçer tarafından hesaplanmaktadır. Ancak bu iki sensörün verilerinin birleştirilip yorumlanması Kalman filtreleme metdoları ile gerçekleştirilerek nesnenin üç boyutlu uzaydaki hareketi belirlenmektedir.

3.2.1 Yönelim Hesaplamaları

Yönelim, bir cismin “yuvarlanma”, “yunuslama” ve “sapma” açıları ile ifade edilmektedir. Bu açılar, nesnenin x, y ve z eksenleri etrafındaki dönüş hareketinin ölçümlerini ifade etmektedir. Şekil 3.3’te yönelim açıları görselleştirilmiştir.



Şekil 3.3 Yuvarlanma, Yunuslama ve Sapma Açıları.

Alami, F., Hussian, A., & Ajlouni, N. (2020). Design and implementation of a multi-stage PID controller for non-inertial referenced UAV.

İvmeölçer sensörünün yerçekimi ivmesini ölçebilmesin, diğer eksenler üzerinde gerçekleşecek ivmelenmeleri de hesaplanmasını sağlamaktadır. Eksenler yönünde gerçekleşen ivmelenmeleri hesaplamak için sensör üzerine sürekli olarak eklenen yerçekimi ivmesi sensörün çıkış verisi içerisinde ayrılmalıdır. Bu işlemin gerçekleştirilmesinde hareketsiz duran ivmeölçerin üzerine etki eden yerçekimi kuvvetinden kaynaklı ivmelenme ortalama yoluyla bulunur ve sensör hareket haline geçtiğinde toplam ivmelenmeden çıkarılarak eksenler üzerine etki eden ivmelenme elde edilmektedir (Craig, 2009).

Yönelim hesaplamalarında dönüölçer sensörü kullanılmaktadır. Üç eksenli dönüölçer sensörü cismin x, y ve z eksenleri etrafındaki dönü hareketlerini °/s cinsinden açısal hız verisi olarak hesaplamaktadır. İlk yönelim verisi olan bir cismin gerçekleştirdiği hareketi boyunca elde edilen hız verilerinin zamana göre uyarlanmasıyla bu cismin son yönelimi bulunabilmektedir. Kümülatif yapıya dayalı yön hesaplama yönteminde dönüölçer sensörü verilerinin her zaman bir önceki veriye eklenmesi amaçlanmaktadır.

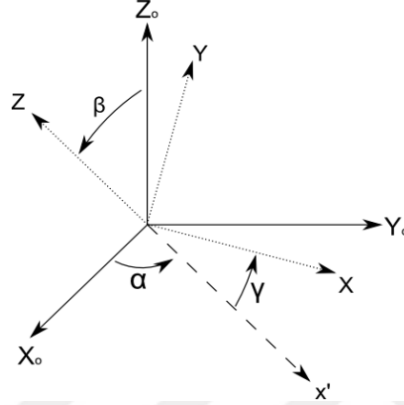
Bir cismin yönünü tarif etmek için “yuvarlanma”, “yunuslama” ve “sapma” açılarının kullanılması temelli bir yaklaşımın kullanıldığı önceki bölümlerde açıklanmıştır. Cismin yönelimini belirtmek için ayrıca; koordinat dönüşüm matrisi ve dördey yaklaşımları da literatürde kullanılmaktadır. Devam eden bölümde, dönüölçer verileri ile yönelim arasındaki ilişkiler ve çeşitli yönelim ifadelerinin karşılıklı dönüşümlerinden bahsedilecektir (Almeida, 2014).

3.2.2 Yönelim İfade Yöntemleri

Uzay düzleminde hareket eden bir cismin yönelimi; euler açıları, dördey ve koordinat dönüşüm matrisi teknikleri ile matematiksel olarak ifade edilmektedir. Gerekli durumlarda bu teknikler arasında dönüşümler de yapılmaktadır. Bu yöntemler arasında en yaygın olanı, çevre koordinat sistemine göre nesnenin eğimini ve dönüşünü üç açıyla tanımlayan Euler açılarıdır. Ancak, eğim maksimum olduğunda bu teknikte yaşanabilecek problemlerden dolayı dördey ve koordinat dönüşüm matrisi tekniklerine geçiş yapılmaktadır (Alami ve diğerleri, 2020).

3.2.2.1 Euler Açıları Yöntemi

Bir cismin üç boyutlu uzayda yönünü temsil etmenin en basit yollarından biri Euler açılarını kullanmaktır. Üç boyutlu uzayda belirtilen, nesneye sabitlenmiş yerel bir sistem ve ortama sabitlenmiş küresel bir sistem olmak üzere iki koordinat sistemi üzerinde üç yönlü dönüşler kullanılmaktadır. Şekil 3.4’de X, Y ve Z koordinat sisteminde yuvarlanma (α), yunuslama (β) ve sapma (γ) açıları ile Euler yönelimi gösterilmiştir (Phuong ve diğerleri 2009) .

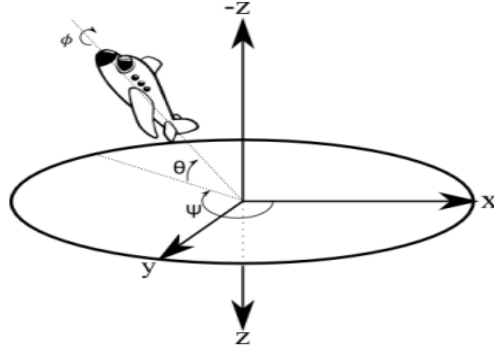


Şekil 3.4 Euler Yönelimi ve Yuvarlanma, Yunuslama, Sapma Açıları.

Britto Vidal Filho, W., & de Almeida Pinto, A. M. (2014, October). VTOL aerial robot for inspection of transmission line. In *Proceedings of the 2014 3rd International Conference on Applied Robotics for the Power Industry* (pp. 1-4). IEEE.

Havacılıkta veya genel olarak navigasyonda uygulamalarında ilgili hesaplamaları basitleştirmek için biraz değiştirilmiş bir Euler açıları kavramı kullanılmaktadır. Bu durumda; γ yönelim, yuvarlanma açısı (Φ), yunuslama açısı (Θ), sapma açısı (Ψ) olmak üzere herhangi bir k anındaki yönelim aşağıdaki denklemle ifade edilmektedir. Şekil 3.5’te sembolize edilen havacılık euler açıları gösterilmiştir (Phuong ve diğerleri 2009).

$$\gamma_k = \begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} \quad (3.1)$$



Şekil 3.5 Havacılıkta Kullanılan Euler Açıları.

Britto Vidal Filho, W., & de Almeida Pinto, A. M. (2014, October). VTOL aerial robot for inspection of transmission line. In *Proceedings of the 2014 3rd International Conference on Applied Robotics for the Power Industry* (pp. 1-4).

ω_x , X eksenine etrafındaki, ω_y , y eksenine etrafındaki ve ω_z , z eksenine etrafındaki dönüş hızını temsil edecek şekilde yönelim aşağıdaki gibi formülize edilmiştir;

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin(\phi)\tan(\theta) & \cos(\phi)\tan(\theta) \\ 0 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ 0 & \sin(\phi)\sec(\theta) & \cos(\phi)\sec(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Bu temsil şekli oldukça basit ve pratiktir, ancak $\theta = \pi/2$ için bazı uygulamalarda Gimbal Lock olarak da bilinen soruna yol açmaktadır.

3.2.2.2 Koordinat Dönüşüm Matrisi Yöntemi

Koordinat dönüşüm matrisi yöntemi, mobil koordinat sistemi ile sabit sistem arasındaki rotasyon matrisinin doğrudan kullanılmasıyla meydana gelmektedir. Z eksenine göre α açısının dönüşü olarak tanımlanan R_α^z , eskisine göre döndürülen yeni koordinat sistemi aşağıdaki denklikteki gibidir (Madgwick ve diğerleri, 2011):

$$X_{yeni} = X_{eski}\cos(\alpha) + Y_{eski}\sin(\alpha) \quad (3.3)$$

$$Y_{yeni} = Y_{eski}\cos(\alpha) - X_{eski}\sin(\alpha) \quad (3.4)$$

$$Z_{yeni} = Z_{eski} \quad (3.5)$$

$$R_\alpha^z = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) & 0 \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Benzer şekilde, Y eksenini etrafında bir β ile yeni koordinat sistemi denklemleri aşağıdaki gibi elde edilebilir:

$$X_{yeni} = X_{yeni}\cos(\beta) - Z_{yeni}\sin(\beta) \quad (3.7)$$

$$Y_{yeni} = Y_{eski} \quad (3.8)$$

$$Z_{yeni} = X_{eski}\sin(\beta) + Z_{eski}\cos(\beta) \quad (3.9)$$

$$R_\beta^y = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & -\sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Sıralı olarak Z eksenini etrafında bir α açısı ve yeni Y çevresinde bir β dönüşü uygulayarak, yeni sistem her bir dönüşün çarpımı olarak elde edilebilir. Böylece toplam R rotasyonu $R = R_\alpha^z R_\beta^y I$ ile elde edilir.

$$R = R_\beta^y R_\alpha^z I = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & -\sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) & 0 \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} I$$

$$= \begin{bmatrix} \cos(\alpha)\cos(\beta) & \sin(\alpha)\cos(\beta) & -\sin(\beta) \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ \cos(\alpha)\sin(\beta) & \sin(\alpha)\sin(\beta) & \cos(\beta) \end{bmatrix} I \quad (3.11)$$

Böylece, yeni bir koordinat sistemindeki bir nesnenin oryantasyonunu eski koordinat sistemine göre tanımlamak için kullanılan üç dönüş için, Z eksenini etrafındaki Ψ açıları, Y eksenini etrafındaki Θ ve önceki ikisinden sonra X eksenini etrafındaki Φ rotasyonlar, rotasyon matrisi $M(\Psi, \Theta, \Phi)$ olarak tanımlanır. Elde edilen bu gösterim havacılık temsilleri için kullanılan rotasyon dizisidir. (Madgwick ve diğerleri, 2011)

$$M(\psi, \theta, \phi) = \begin{bmatrix} \cos(\theta)\cos(\phi) & \cos(\theta)\sin(\phi) & -\sin(\theta) \\ \sin(\psi)\sin(\theta)\cos(\phi) - \cos(\psi)\sin(\phi) & \sin(\psi)\sin(\theta)\sin(\phi) + \cos(\psi)\cos(\phi) & \sin(\psi)\cos(\theta) \\ \cos(\psi)\sin(\theta)\cos(\phi) + \sin(\psi)\sin(\phi) & \cos(\psi)\sin(\theta)\sin(\phi) - \sin(\psi)\cos(\phi) & \cos(\psi)\cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Böylece, uzaydaki herhangi bir X vektörü, her birindeki eksenlere göre iki koordinat sisteminde temsil edilebilir: sabit sistem $X = x_1X + x_2Y + x_3Z$ veya vektör formunda, $x_F = [x_1 x_2 x_3]^T$ ifade edilmektedir. Vektör tanımlanan rotasyon matrisi $x_M = M(\Psi, \Theta, \Phi) x_F$ kullanılarak koordinat sistemleri arasında dönüştürülmektedir.

Kolaylık sağlamak için, $M(\Psi, \Theta, \Phi)$ rotasyon matrisi ${}^M_F\dot{C}$ ile gösterilecektir; bu, Koordinat dönüşüm matrisinin sıklıkla tercih edilen temsildir. Dolayısıyla $x_M = {}^M_F\dot{C} x_F$ şekilde ifade edilmektedir.

Koordinat dönüşüm matrisinin sütunlarının, mobil sistemin eksenlerine göre sabit koordinat sisteminin eksenlerini temsil ettiği, matrisin çizgilerinin ise sabit sisteme göre hareketli sistemin eksenlerini temsil ettiği açıktır. Matris 3x3'lük ortonormal bir

matristir. Euler'in açılarında olduğu gibi dönüşüm matrisi, üç ekseneki açısal hız verileri kullanılarak güncellenir (Craig, 2009).

$${}^M_F\dot{C} = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} {}^M_F C \quad (3.13)$$

Euler açıları aşağıdaki denklemler kullanılarak Koordinat dönüşüm matrisinden elde edilebilir:

$$\theta = -\frac{1}{\sin({}^M_F C_{1,3})} \quad (3.14)$$

$$\phi = -\frac{1}{\tan\left(\frac{{}^M_F C_{2,3}}{{}^M_F C_{3,3}}\right)} \quad (3.15)$$

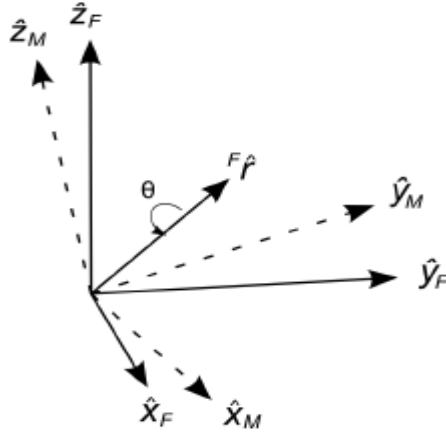
$$\psi = -\frac{1}{\tan\left(\frac{{}^M_F C_{1,2}}{{}^M_F C_{1,1}}\right)} \quad (3.16)$$

3.2.2.3 Dördey

Üç boyutlu uzayda bir cismin yönelimini temsil etmek için sıklıkla kullanılan bir başka yöntem ise q_0, q_1, q_2, q_3 dört gerçık sayısı ile temsil edilen dört boyutlu bir karmaşık sayılardan oluşan dördeylerdir (Craig, 2009).

$$q = q_0 + \mathbf{q} = q_0 + q_1 i + q_2 j + q_3 k \quad (3.17)$$

Bir mobil koordinat sistemi M'nin, sabit bir sistem F'ye göre oryantasyonu, Şekil 3.6'da gösterildiği gibi F vektörü etrafında Q açısının döndürülmesiyle elde edilmektedir.



Şekil 3.6 Dördey Dönüşümün Gösterimi.

Britto Vidal Filho, W., & de Almeida Pinto, A. M. (2014, October). VTOL aerial robot for inspection of transmission line. In *Proceedings of the 2014 3rd International Conference on Applied Robotics for the Power Industry* (pp. 1-4).

İlgili dönüşüm denklikleri aşağıdaki gibidir:

$$a \otimes b = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4] \otimes [b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4] \quad (3.18)$$

$$M_v = M^F \hat{q} \otimes V \otimes M^F \hat{q} \quad (3.19)$$

Euler açılarının elde edilmesinde kullanılan denklikler aşağıdaki gibidir:

$$\theta = -\sin^{-1}(2q_1q_3 - 2q_0q_2) \quad (3.20)$$

$$\phi = \tan^{-1} \left(\frac{2q_2q_3 + 2q_0q_1}{2q_0^2 + 2q_3^2 - 1} \right) \quad (3.21)$$

$$\psi = \tan^{-1} \left(\frac{2q_1q_2 + 2q_0q_3}{2q_0^2 + 2q_1^2 - 1} \right) \quad (3.22)$$

3.3 Doğrusal Konum Değişikliği Belirleme

İvmeölçer, bir nesnenin üç boyutlu uzaydaki konumunu hesaplamak için kullanılan temel bir sensördür. Konumun zamana bağlı değişiminden hız, hızın da zamana bağlı değişiminden ivme bilgisi elde edilebilmektedir. Bu kapsamda; ivmeölçerden alınan verilerin zamana göre uyarlanmasıyla eksenlerdeki hızlar, elde edilen hızların zamana göre uyarlanmasıyla da konum bilgisi türetilmektedir.

V_k, V_{k+1} sistemde yapılan örnekleme anındaki mevcut hızları, X_k, X_{k+1} ise örnekleme anındaki mevcut konumları temsil etmektedir. Buna göre a ivmesini temsil eden ifade aşağıdaki gibidir:

$$V_{k+1} = V_k + at \quad (3.23)$$

$$X_{k+1} = X_k + V_k t + \frac{1}{2}at^2 \quad (3.24)$$

Ataletsel ölçüm ünitelerinde nesnenin yönelimine bağlı olarak ivmeölçer eksenlerinin değişmiyor olması doğrusal hareket hesaplamalarında kolaylık sağlamaktadır. İvmeölçerin X, Y ve Z eksenlerinden alınan ivme verileri, referans uzayında da X, Y ve Z eksenlerine karşılık gelmesinden dolayı hız ve konum hesaplamaları doğrudan yapılabilir.

Sabitlenmiş Ataletsel ölçüm ünitelerinde, ivmeölçer sensörü sisteme sabitlendiği için cismin yöneliminin değişmesine bağlı olarak ivmeölçerin X, Y ve Z ekseninden referans uzayın X, Y ve Z eksenine dönüşüm yapılması zorunlu hale gelmektedir (Bar-Shalom ve diğerleri, 2001).

a_{nx}, a_{ny}, a_{nz} referans uzaydaki x, y ve z ivmelerini, a_x, a_y, a_z nesne uzayındaki ivmeleri aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$\begin{bmatrix} a_{nx} \\ a_{ny} \\ a_{nz} \end{bmatrix} = C_i^u \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

3.4 Durum Tahmini ve Takibi İşlemleri

Tahmin kavramı, üzerine hesaplama yapılan konularda; eksik, yanlış ve belirsiz ölçümlerden elde edilen verilerden anlamlı ve kullanılabilir sonuçlar elde etmeyi ifade etmektedir. Tahmin işlemine örnek olarak; bir hava aracının konum ve yönelim bilgilerini belirlemek için ihtiyaç duyulan sensör verilerinin hatalı olması gibi durumlarda ihtiyaç duyulmaktadır.

Takip kavramı ise hareket eden bir cismin durumunun harici ölçümlerle tahmin edilmesi olarak açıklanmaktadır. Bu işlem, sensörün sabit bir noktaya veya mobil bir platform üzerine yerleştirilmesi ile gerçekleştirilmektedir. Takip işlemi, genel istatistiksel karar verme teorisi ve tahmin yöntemlerinin kullanılmasını gerektirmektedir. Gürültülü kontrol sistemlerinde sinyal işleme uygulamaları yaygın olarak kullanılmaktadır.

Sisteme giren sinyali gürültüden filtreledikten sonra, ikinci aşama sistemin durumunu tahmin edilmesidir. En uygun tahmin edicinin tanımı, gözlemlenen değeri (yani elde edilen ölçülen değeri) tahmin eden ve böylece gözlemlenen değeri belirli kriterlere göre optimize eden sayısal bir algoritma olarak yapılabilir. Algoritmanın uygulanabilmesi için çevresel etmenler göz önünde tutularak sistemin durumunun iyi modellenmesi gerekmektedir. Dinamik sistemde sistemin bir sonraki durumunun tahmin edilmesi için; ölçüm hatasını, sistemin dâhili işlem hatasını ve bir önceki tahmin edilen sistem verileri kullanılmaktadır. Bu süreç sistemin çalışması boyunca devam ettiği için yinelemeli olarak adlandırılmaktadır (Bar-Shalom, 2001).

Örnek olarak bir cismin yöneliminin tahmin edilmesi verilecek olursa; bu işlemde dönüölçer verileri kullanılarak sistemin yöneliminin tahmin edilmesi sürecinde, ivmeölçer verileri tahminde oluşabilecek sapmaları düzeltici olarak görev yapmaktadır.

3.5. Hareket Modelleri

İzleme filtresinin hedef dinamik sistem modelinin doğruluğu, filtre koşullarının tahmin edilmesi için önemlidir. Filtreler durum tahmini ve güncellemesi olmak üzere iki aşamadan oluşmaktadır. Hareket modeli, mevcut son tahmin değerinden başlanarak hedeften gelen yeni ölçümün bölgesine doğru tasarlanır. Bu işlemden sonra hedef durum bilgileri güncellenir.

İzlenen hedef, hareketi boyunca farklı manevralar gerçekleştirebilir. Böyle bir durumda filtreye girilen sabit hızdaki hareket modeli ile manevra yapan hedefi izleme esnasında sapmalar ve hatalar meydana gelebilmektedir. Başka bir ifadeyle hedefin gerçekleştirdiği iki farklı hareketi tek bir modelle ifade etmek mümkün değildir. Ortalama bir hareket modeli tasarlanırsa bile her durumda çeşitli sapmalarla karşılaşılır. Hedefin hareketinin takibi esnasında amaç manevraları tespit edebilmektir. Ancak manevraların tespitinde genellikle gecikme yaşanması normal kabul edilmektedir. Manevranın başladığı anda filtre bunu yakalayamayacak ve farklı yön ve doğrultuda sapmalar meydana gelecektir.

İki boyutlu uzay düzleminde X_t durum vektörü tanımlanırken; x_t x yönündeki konum değişimini, $\dot{x}_t$ ise hız değişimini, y_t y yönündeki konum değişimini, $\dot{y}_t$ ise hız değişimini temsil etmektedir. Bu durumda durum vektörü denklik 3.26'daki gibi elde edilir.

$$X_t = [x_t \ \dot{x}_t \ y_t \ \dot{y}_t]^T \quad (3.26)$$

Doğrusal hareket modelleri ayrık zaman bağıntılarıyla temsil edilmektedir. Hedefin sabit hızda hareket yaptığı öngörüldüğünde, hızda oluşacak değişimleri işlem gürültüsü v_t olarak belirlenerek sistem modeline eklenmiştir. Sistemin dinamik modelinde; F durum geçiş matrisini ve G durum bozulma matrisini temsil etmektedir. Hedef hareket modeli bu iki matriste tanımlanmıştır. Hedefe ait ölçümler Z_t olarak, gözlem matrisi ise H ile temsil edilmiştir.

$$X_t = FdtX_{t-1} + Gdvt_{t-1} \quad (3.27)$$

$$F(\delta t) = \begin{bmatrix} 1 & \delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

$$G(\delta t) = \begin{bmatrix} \frac{\delta t^2}{2} & 0 \\ \delta t & 0 \\ 0 & \frac{\delta t^2}{2} \\ 0 & \delta t \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

$$v_t = \begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

$$Z_t = HX_t + w_t \quad (3.31)$$

$$Z_t = [x_t \ y_t]^T \quad (3.32)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

$$R = E[w_t \ w_t^T] = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

$$Q = GE[v_t v_t^T]G^T \quad (3.35)$$

Tasarlanan filtre modelinde, hedef manevra (ivmeli) hareket icra etmeye başladığında daha önceden filtre modeli olarak belirlenen ikinci dereceden sabit hız (CV) modeli hedefi takip etmede yetersiz kalacaktır. Böyle bir durumda yapılması gereken iki tercih vardır. Bunlardan ilki işlem gürültüsünün değerini artırarak filtreyi güncel duruma uydurmaktır. İkinci yol olarak ise farklı bir dinamik modele geçiş yapmaktır. Geçilecek farklı bir model için CV modeline her boyut için üçüncü değişken olan ivme değişkeni eklenir. Oluşturulan yeni model sabit ivmeli (CA) model olarak adlandırılır. Oluşturulan bu üçüncü dereceden CA modeli için F, G ve H matrisleri güncellenir.

$$F(\delta t) = \begin{bmatrix} 1 & \delta t & \frac{\delta t^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \delta t & \frac{\delta t^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

$$G(\delta t) = \begin{bmatrix} \frac{\delta t^2}{2} & 0 \\ \delta t & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & \frac{\delta t^2}{2} \\ 0 & \delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

3.6 Olasılıksal Durum Tahmini

Olasılıksal durum tahmini aşağıdaki başlıklar üzerinden ele alınacaktır.

3.6.1 Olasılık

Olasılığın tanımı bir örnek üzerinden verilecek olunursa; bir olayın sonucunun (örneğin yazı tura atma) belirli bir olayı desteklemesi olarak açıklanabilir. Aşağıdaki denklikteki gibi formülize edilir:

$$p(A) = \frac{A \text{ olayını destekleyen olası sonuçlar}}{\text{Olası tüm sonuçlar}} \quad (3.39)$$

Ancak, yazı tura atma uygulaması esnasında "yazı" görme olasılığı 1/2 ise, aynı anda atılan iki jetonun her ikisinde de "yazı" görme olasılığı 1 / 4'tür. Bir başka ifadeyle, bir yazı tura atmanın sonucu diğerini etkilememektedir (Brown ve diğerleri, 1996).

3.6.2 Rastgele Değişkenler

Kesikli olayların aksine, izleme ve hareket yakalama durumunda, daha tipik olarak sürekli bir elektrik voltajıyla veya bir kullanıcının hareketiyle ilişkili rastgelelik ile ilgilenilmektedir. Her durumda, ilgilenilen öğeyi sürekli bir rastgele değişken olarak düşünülebilir. Rastgele değişken, esas olarak örnek uzaydaki tüm noktaları gerçek sayılarla eşleyen bir işlevdir.

Örneğin, sürekli rasgele değişkeni $X(t)$, konum için zamanı eşleyebilir. $X(t)$, herhangi bir zamanda beklenen pozisyonu gösterecektir (Bishop ve diğerleri, 2001).

3.6.3 Ortalama ve Varyans

Ayrık bir rastgele değişkenin bazı N örnekleri için, ortalama veya örneklem ortalaması denklik 3.40'daki gibi ifade edilir.

$$\bar{X} = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_N}{N} \quad (3.40)$$

İzlemede sürekli sinyallerle uğraştığımız için (sayılamayan bir örnekleme alanıyla), sonsuz sayıda deneme ve buna bağlı olarak rastgele değişkeni sonsuz olarak örneklenir. Bu durumda, ayrık rastgele değişkenin beklenen değeri, ağırlıklı olayların ortalaması alınarak yaklaşık olarak tahmin edilebilir.

$$\bar{X} \approx \frac{(p_1 N)X_1 + (p_2 N)X_2 + \dots + (p_N N)X_N}{N} \quad (3.41)$$

Ortalama deęer denklik 3.42'deki gibi ifade edilir.

$$X = E(X) = \sum_{i=1}^n p_i X_i \quad (3.42)$$

Varyansın hesaplanması denklik 3.43'deki gibi ifade edilir.

$$X = E[(X - E(X))^2] = E(X^2) - E(X)^2 \quad (3.43)$$

Varyans, rastgele sinyaller için çok yararlı bir istatistiksel özelliktir. Çünkü aksi takdirde bir deęer etrafında "sabit" olması gereken bir sinyalin varyansını bilinmediğinde, sinyalin gerçek deęerden sapma miktarını hesaplama işlemi zorlaşmaktadır. Standart sapma olarak bilinen varyansın karekökü, aynı zamanda kullanışlı bir istatistiksel ölçü birimidir. Çünkü her zaman pozitif olmakla birlikte varyansın aksine orijinal sinyalle aynı birimlere sahiptir (Kelly, 1994).

Standart Sapmanın hesaplanması denklik 3.44'deki gibi ifade edilir.

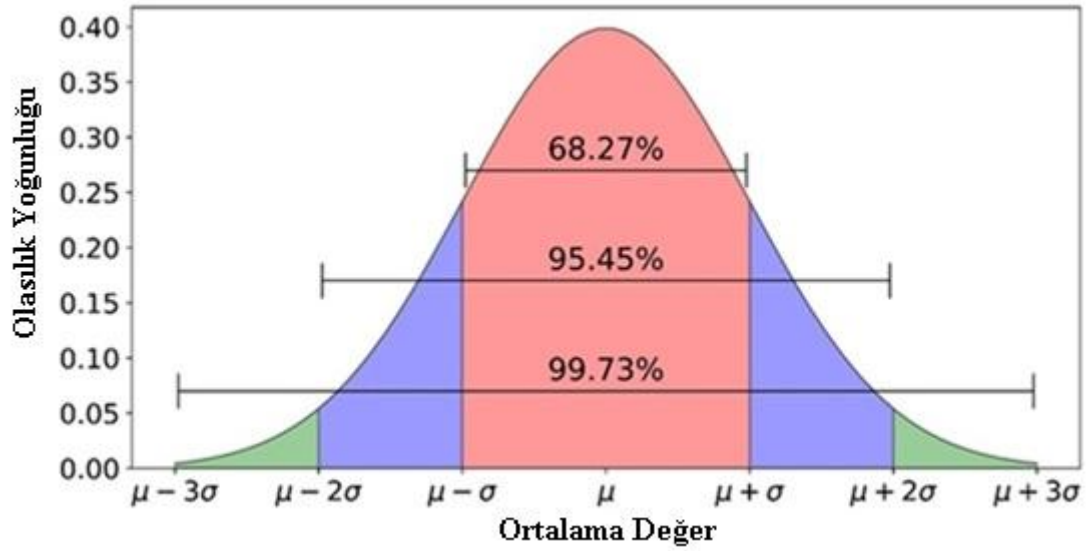
$$\sigma_x = \sqrt{X'in\ Varyansı} \quad (3.44)$$

3.6.4 Gauss Dağılımı

Normal veya Gauss dağılımı olarak bilinen özel bir olasılık dağılımı, çeşitli nedenlerle rastgele sistemlerin modellenmesinde sıklıkla kullanılmıştır. Bazı ılımlı koşullar altında, herhangi bir dağılıma sahip rastgele deęişkenlerin toplamının normal bir dağılıma doğru eğilim gösterdiği açıklanabilir. Bu özellięi resmi olarak ifade eden teorem, merkezi limit teoremi olarak adlandırılır (Brown ve Hwang 1996). Rastgele bir X sürecinin olasılık yoğunluk fonksiyonu denklik 3.45'deki gibi ifade edilir.

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.45)$$

Grafiksel olarak normal dağılım, Şekil 3.7'de "çan şeklindeki" eğriyle belirtilmektedir.



Şekil 3.7 Gauss Dağılımı Oranları.

Socci, N. D., Lee, D. D., & Sebastian Seung, H. (1998). The rectified Gaussian distribution. *Advances in neural information processing systems*, 350-356.

Şekil 3.7’de açık kırmızı ile gösterilen bölge, ortalamadan bir standart sapma daha azdır. Normal dağılım için bu alanın % 68,2’sini oluştururken, ortalamadan iki standart sapma (açık kırmızı ve açık mavi bölge)% 95,4 ve üç standart sapma (açık kırmızı, açık mavi ve açık yeşil bölge) % 99,7’dir.

3.6.5 Kalman Filtresi (KF)

İlk olarak 1960’ların başında tanıtılan Kalman filtresi, varsayılan bir modele dayalı olarak gürültülü ölçümlerden kullanılabilir bir sinyal çıkaran algoritmadır. Kalman filtreleme çeşitlerinin, ekonomi, navigasyon, uzay aracı konumlandırılması gibi geniş bir uygulama alanına sahiptir (Kalman ve diğerleri, 1961).

Bu tezde Kalman filtreleme yöntemleri, gürültülü sensör verilerinden anlamlı bir veri üretmek için kullanılacaktır.

Kalman filtresi, durum uzayı tekniklerinin ve yinelemeli algoritmaların kullanımına dayanan özyinelemeli bir tahmin filtresidir. Dinamik bir sistemin durumunu tahmin eder. Bu dinamik sistem, çoğunlukla beyaz gürültü olarak kabul edilen bazı gürültülerden etkilenebilmektedir. Durum tahmininin iyileştirmek için Kalman filtresi, sistem üzerine etki eden gürültülü ölçüm verilerini kullanır.

Bu nedenle Kalman filtresi, “Tahmin” ve “Düzeltilme” olmak üzere iki adımdan oluşur. İlk adımda durum, dinamik model ile tahmin edilir. İkinci adımda ise gözlem modeli ile düzeltilerek tahmin edicinin hata kovaryansı minimuma indirgenmektedir. Bu anlamda teoride optimal bir tahmin edici tasarlanmış olunur.

Bu işlem, başlangıç değeri olarak önceki zaman adımının durumu ile her zaman adımı için tekrarlanır. Bu nedenle, kalman filtresine yinelemeli bir filtredir.

Zaman güncelleme denklemleri, bir sonraki zaman adımı için önsel tahminleri elde etmek için mevcut durumu ve hata kovaryans tahminlerini ileriye (zamanda) yansıtmak için kullanılır. Ölçüm güncelleme denklemleri ise geri bildirim için kullanılır. Bir başka ifadeyle, bir sonraki tahmini elde etmek için yeni bir ölçümü bir önceki tahmine dâhil etmede kullanılmaktadır. Zaman güncelleme denklemleri ayrıca tahmin denklemleri olarak adlandırılabilirken, ölçüm güncelleme denklemleri düzeltici denklemler olarak adlandırılabilir.

Nihai tahmin algoritması, Şekil 3.8’de gösterildiği gibi sayısal problemleri çözmede kullanılan bir “Tahmin – Düzeltme” algoritmana benzemektedir. Zaman güncellemesi, mevcut durum tahminini zamanında ileriye yansıtırken ölçüm güncellemesi, o andaki gerçek bir ölçümle öngörülen tahmini hesaplamaktadır.



Şekil 3.8 Ayrık Kalman Filtresi Döngüsü.

Kalman Filtre denklemlerinden uyarlanmıştıır.

Zaman ve ölçüm güncellemeleri için gerekli denklemler sırasıyla denklik 3.46 ve 3.47'deki gibi ifade edilmektedir.

$$\hat{x}_k^- = AX_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (3.46)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + \theta \quad (3.47)$$

Denklik 3.46'da durum değişkeni $\hat{x}_k^-$ ile ifade edilmektedir. Denklik 3.47'de hata kovaryansı P_k^- ile ifade edilirken işlem gürültüsü θ ile ifade edilmektedir. Bu denklilerde bir önceki (k-1) durum değişkeni bir sonraki durumun tahmininde ve bir önceki hata kovaryansı da bir sonraki hata kovaryansının tahmininde kullanılmaktadır.

(n*n) boyutlu A matrisi, işlem gürültüsü olmadan mevcut adım k'deki durumla ilişkilendirilmektedir. Kalman filtre uygulamada A'nın her adımda değişebileceğine dikkat edilmelidir. (n*1) boyutlu B matrisi, isteğe bağlı kontrol girişini x durumu ile ilişkilendirmektedir. Ölçüm denklemindeki (m*n) gözlem matrisi H, $\hat{x}_k^-$ durum değişkenini z_k ölçüm ifadesiyle ilişkilendirmektedir. Uygulamada H gözlem matrisi, her zaman adımı veya ölçümde değişebilir (Kalman ve Bucy, 1961).

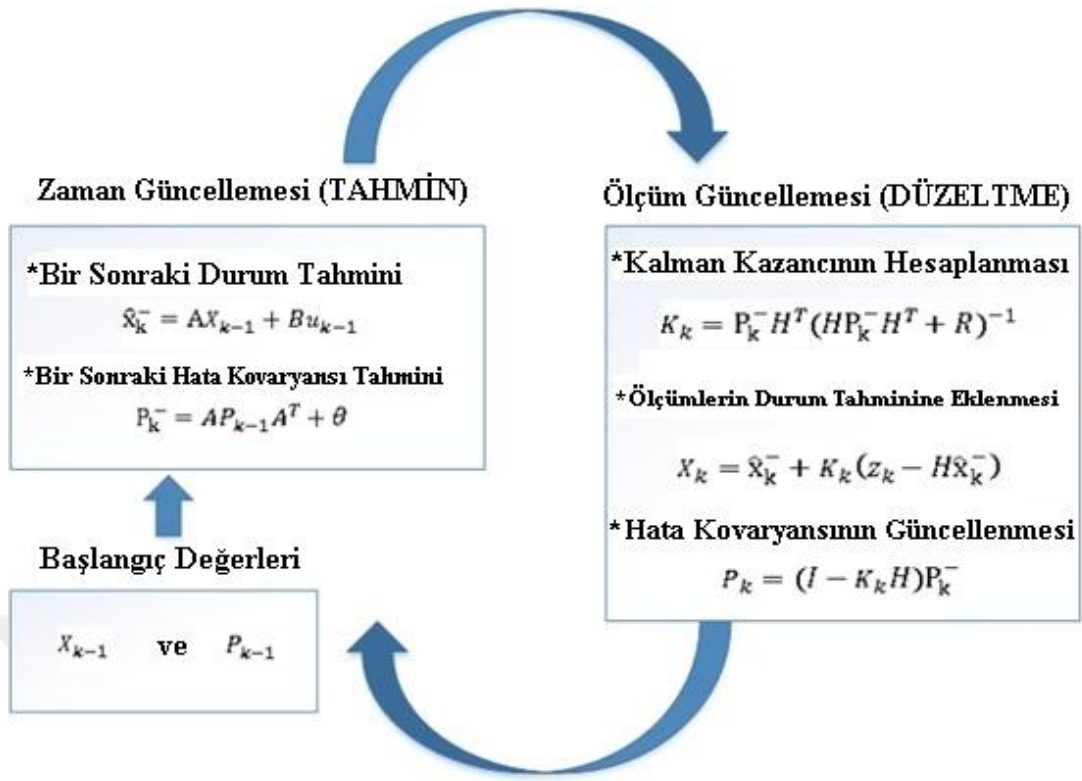
$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \quad (3.48)$$

$$X_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (3.49)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (3.50)$$

Ölçüm güncellemesi aşamasında ilk olarak K_k kalman kazancı hesaplanır. Bu denklikte ölçüm gürültüsü R ile ifade edilmektedir. Daha sonra ölçüm verileri ilgili denklemde kullanılarak bir sonraki durum olan X_k değeri elde edilir. Son aşamada hata kovaryansının bir sonraki değeri hesaplanır. Burada I birim matrisi temsil etmektedir.

Gerçekleşen zaman ve ölçüm güncelleme çiftinden sonra süreç, yeni durum veya hata kovaryansı girdilerini hesaplamak için bir önceki sistemin çıktısı olan durum veya hata kovaryansını kullanmaktadır. Bu yinelemeli döngü, Kalman filtresinin temel özelliklerinden biridir. Kalman filtresi, geçmiş ölçümlerin tümü için geçerli tahmini yinelemeli olarak koşullandırır. Şekil 3.9'da, kalman filtresinin çalışma adımları sunulmaktadır.



Şekil 3.9 Kalman Filtre Döngüsü.

Kalman Filtre denklemlerinden uyarlanmıştır.

Filtrenin fiili uygulamasında, ölçüm gürültü kovaryansı R genellikle filtrenin çalıştırılmasından önce ölçülür. R ölçüm hatası kovaryansını ölçmek genel olarak mümkündür. Çünkü filtreyi çalıştırırken sürecin ölçülebilmesi gerekir. Bu nedenle genellikle ölçüm gürültüsünün varyansını belirlemek için bazı çevrimdışı örnek ölçümler alınmaktadır.

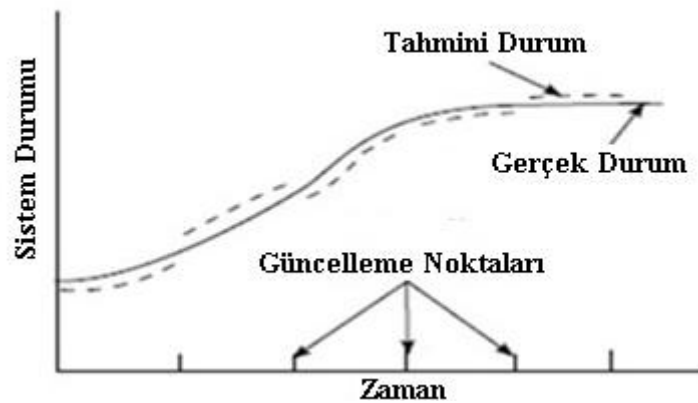
Q işlem gürültü kovaryansının belirlenmesi, tahmin ettiğimiz süreci doğrudan gözlemleyemediğimiz için genellikle ölçüm gürültü kovaryansının belirlenmesine göre daha zordur. Bazen nispeten basit bir süreç modeli izlenerek Q işlem gürültüsü kovaryans deneme yanılma yoluyla isteme verilir ve sistemin tepkilerine göre hangi Q değerinin uygun olarak kullanılacağına karar kılınır. Ancak bu durumda, işlem gürültüsü ölçümlerinin güvenilir olduğu var sayılmaktadır. Her iki durumda da parametreleri seçmek için rasyonel bir temele sahip olursa da olunmasa da, çoğu durumda istatistiksel olarak üstün filtre performansı, Q ve R filtre parametreleri ayarlanarak elde edilebilmektedir. Ayarlama, genellikle sistem tanımlaması olarak adlandırılan bir süreçte, genellikle başka bir (farklı) Kalman filtresinin yardımıyla veya sezgisel algoritmaların kullanılmasıyla çevrim dışı olarak gerçekleştirilir.

Bu durumda Q ve R parametreleri, filtreyi çevrimdışı çalıştırarak veya örneğin Pk'nin kararlı durum değerini belirleyerek önceden hesaplanabilir. Bununla birlikte, genellikle ölçüm hatası sabit kalmaz. Ayrıca, farklı dinamiklere uyum sağlamak için işlem gürültüsü Q bazen filtre işlemi sırasında dinamik olarak değiştirilir ve bir önceki işlem gürültüsünü temsil eden Qk haline gelir (Kalman ve Bucy, 1961).

3.6.6 Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF)

Uygulamalarda birçok pratik problemde, süreç dinamikleri doğrusal değildir. Süreç doğrusal değilse ancak pürüzsüzse, doğrusallaştırılmış yaklaşımı süreç modeli için kullanılabilir. Orijinal Kalman filtresi, bu doğrusal olmayan sistemler sınıfına uygulanamaz. Bu nedenle doğrusal olmayan durumlar için literatürde doğrusallaştırılmış bir yöntem izleyen EKF birçok uygulama alanında tercih edilmektedir. EKF, doğrusal olmayan sistemler için birinci dereceden Taylor serisini kullanarak doğrusallaştırma işlemini gerçekleştirir.

Gerçek sürecin ölçülmesiyle birlikte tahmin edilen yörünge daha doğru kabul edilir. Dinamikleri doğrusallaştırmak için gerçek zamanlı olarak tahmin edilen X_t durumu kullanılır. Doğrusal olmayan dinamiklere ve / veya doğrusal olmayan ölçüm ilişkilerine sahip durumlar için, şekilde gösterildiği gibi ölçümlerden kaynaklanan durum tahminleriyle sürekli olarak güncellenen bir yörünge hakkında doğrusallaştırılan EKF kullanılabilir. Şekil 3.10'da, EKF'nin doğrusallaştırma aşamasında sistem durumunun zamana göre değişim grafiği yer almaktadır. Şekil 3.11'de, EKF'nin çalışma adımları sunulmaktadır.



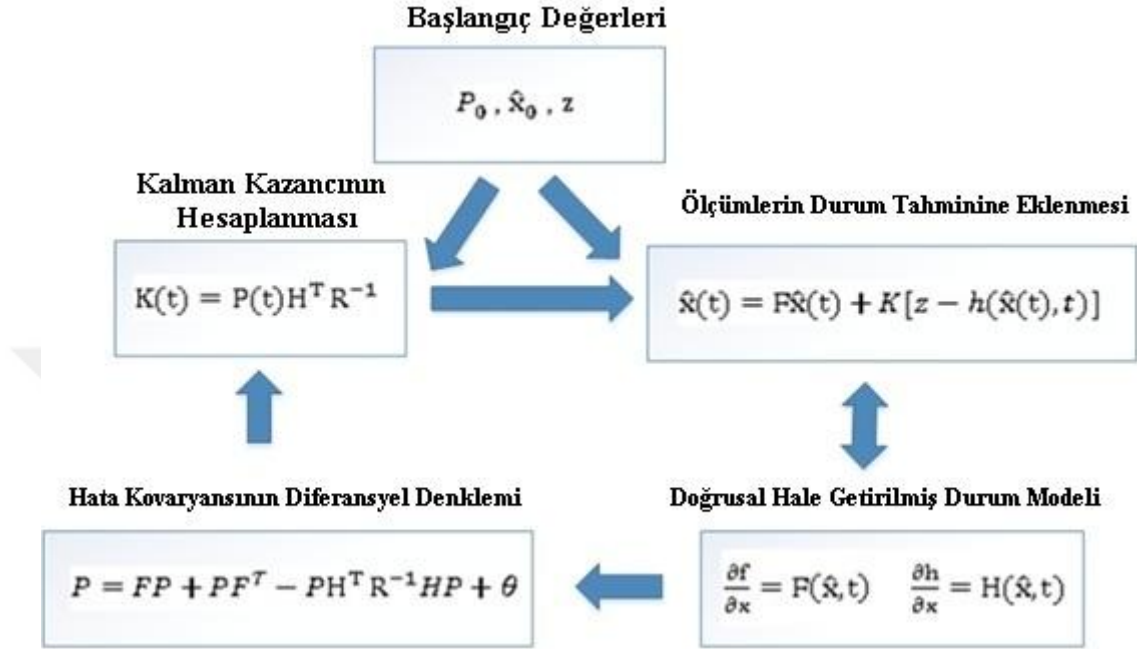
Şekil 3.10 Sistem Durumunu Zamana Göre Değişimi.

Kalman (1961)'den uyarlanmıştır.

$$\frac{\partial f}{\partial x} = F(\hat{x}, t) \quad (3.51)$$

$$\frac{\partial h}{\partial x} = H(\hat{x}, t) \quad (3.52)$$

Bir başka ifadeyle F ve H gözlem matrisleri, sistem durumunun nominal değerler yerine gerçek zamanlı tahmini değerleri olan $x = \hat{x}$ de değerlendirilir.



Şekil 3.11 Genişletilmiş Kalman Filtresi Döngüsü.

Kalman (1961)'den uyarlanmıştır.

EKF algoritmasında yer alan parametre ifadeleri Kalman Filtre başlığı altında açıklanmıştır. EKF'nin doğrusal olmayan durumlarda literatüre kattığı avantajlarının yanı sıra dezavantajı olarak bazı durumlarda istikrarsızlık göstermesi sayılabilir. Tahmin edilen durum X_t gerçek durumdan saptığında, doğrusallaştırılmış model hatalı hale gelir ve bu durum tahmininde daha da büyük bir hataya yol açabilir. Bu sebepten dolayı EKF uygulanırken dikkatli olunmalıdır (Sukumar, 2010).

3.6.7 Genişletilmiş Enformasyon Filtresi (EIF)

Genişletilmiş Enformasyon Filtresi (EIF), ilgilenilen parametrelerin durumlar ve kovaryans yerine enformasyon durumları ve kovaryans matrisinin (bilgi matrisi) tersi olduğu EKF'nin cebirsel bir eşdeğeridir. EIF, yinelemeli bir zaman güncellemesi ve ölçüm güncellemesi süreci ile temsil edilebilir. EIF denklemleri aşağıda özetlenmiştir. Enformasyon alanında başlatma EKF'den daha kolaydır ve EIF'nin güncelleme aşaması hesaplama açısından EKF'den daha basittir.

Literatürde bazı durumlarda EIF'nin EKF'den daha verimli olduğu gösterilmiştir. Ancak EKF'nin doğasında bulunan bazı dezavantajlar hala EIF'yi etkilemektedir. Bunlar, Jacobian matris türetmesinin ve hesaplamadan kaynaklanan doğrusallaştırma kararsızlıklarıdır (Pakki ve diğerleri, 2011).

Enformasyon filtresi, Gauss'u temsil etmek için moment parametreleştirmesi yerine kanonik parametreleştirmeyi kullanan kalman filtresinin bir çeşididir. Kalman filtresi ile aynı özelliklere sahiptir, ancak bazı değişkenlerin sonsuz bir gürültüden etkilenebileceği durumları veya ölçümleri işleyebilir. Kalman filtresindeki hesaplama açısından zor olan adım güncelleme iken, enformasyon filtresindeki zor adım tahmindir. Enformasyon filtresinin bir başka sorunu da, enformasyon vektöründen ortalamanın alınmasının Omega'nın tersine çevrilmesini gerektirmesidir. Bu temsilin en büyük avantajı, durumlar için genişletilmiş bir gösterimi sürdürmek ve enformasyon matrisinin hesaplamada önemli hızlanmalara izin veren seyrek bir model halinde olmasıdır (Eustice ve diğerleri, 2005).

Çok değişkenli bir Gauss'un kanonik temsili bir Ω matrisi ve bir ε vektörü ile verilir. Ω matrisi kovaryans matrisinin tersidir.

$$\Omega = \Sigma^{-1} \quad (3.53)$$

Ω , enformasyon matrisi veya bazen kesinlik matrisi olarak adlandırılır. ε vektörüne enformasyon vektörü denir.

$$\varepsilon = \Sigma^{-1}\mu \quad (3.54)$$

Ω ve ε 'nin bir Gaussian'ın tam bir parametreleştirmesi olduğunu görmek kolaydır. Özellikle, Gauss'un ortalama ve kovaryansı, kanonik temsilden tersi ile kolayca elde edilebilir.

$$\Sigma = \Omega^{-1} \quad (3.55)$$

$$\mu = \Omega^{-1}\varepsilon \quad (3.56)$$

Bu durumda aşağıda adımları açıklanan EIF algoritmasının girdileri;

ε_{t-1} , Ω_{t-1}^{-1} , u_t ve z_t dir.

$$1. \mu_{t-1} = \Omega_{t-1}^{-1}\varepsilon_{t-1} \quad (3.57)$$

$$2. \bar{\Omega}_t = (G_t\Omega_{t-1}^{-1}G_t^T + R_t)^{-1} \quad (3.58)$$

$$3. \bar{\varepsilon}_t = \Omega_t g(u_t, \mu_{t-1}) \quad (3.59)$$

$$4. \bar{\mu}_t = g(u_t, \mu_{t-1}) \quad (3.60)$$

$$5. \Omega_t = \bar{\Omega}_t + H_t^T \theta_t^{-1} H_t \quad (3.61)$$

$$6. \xi_t = \bar{\varepsilon}_t + H_t^T \theta_t^{-1} [z_t - h(\bar{\mu}_t) - H_t \bar{\mu}_t] \quad (3.62)$$

EIF algoritmasındaki parametrelerden EKF ile benzer olanlar Kalman Filtresi başlığı altında açıklanmıştır. Tahmin aşaması 1'den 3'e kadar olan algoritma satırlarda, ölçüm güncellemesi 4'den 6'ya kadar olan algoritma satırlarda gerçekleştirilir. Bu güncelleme denklemleri, doğrusal model A_t , B_t ve C_t 'nin parametrelerini değiştiren g ve h (Jacobian G_t ve H_t) fonksiyonları ile büyük ölçüde doğrusal EIF'ye benzemektedir. Burada; g , doğrusal olmayan bir sonraki durumu ve h doğrusal olmayan ölçüm fonksiyonunu belirtmektedir.

$$x_t = g(u_t, x_{t-1}) + \xi_t \quad (3.63)$$

$$z_t = h(x_t) + \delta_t \quad (3.64)$$

Ne yazık ki, hem g hem de h , girdi olarak bir durum gerektirir. Bu, bir durum tahmini μ 'nün kanonik parametrelerden dönüşümünü zorunlu kılar. Bu dönüşüm, μ_{t-1} durumunun Ω_{t-1} ve ε_{t-1} 'den açıkça hesaplandığı algoritmanın 1. satırında gerçekleşir. Algoritmanın 4. satırında, EKF'den bilinen denklemi kullanarak μ_t 'nin durumu hesaplanır. Durum tahminini yeniden başka formda elde etme gerekliliği, filtreyi kanonik parametrelerini kullanarak temsil edilmesiyle çelişiyor gibi görünse de işlem kolaylığı için bu yol izlenmektedir.

3.6.8 Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi (EHF)

Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi (EHF), kalman filtresinin literatürde ortaya çıkan gereksinimleri karşılamak üzere ortaya çıkartılmış EKF ve EIF gibi Kalman Filtresinin türevlerinden bir tanesidir. Bu fitrenin diğer bahsedilen türevlerden başlıca farkı işlem ve ölçüm gürültülerine bağlılık hassasiyetinin daha az olmasıdır. Başka bir ifadeyle EKF ve EIF'de işlem gürültüsü ve ölçüm gürültüsü oldukça hassas bir şekilde filtre modelinde yerini alması gerekirken EHF'de bu hassasiyete daha az önem verilmektedir. EHF'de, EKF ve EIF'den farklı olarak filtre algoritmasına dâhil olan gama (γ) kazanç çarpanı ile filtre optimize edilmeye çalışılmaktadır.

$$\max \frac{\|X_{k-1}\|_2^2}{\|W_{k-1}\|_2^2 + \|V_k\|_2^2 + \|D\|_2^2} \leq \gamma^2 \quad (3.65)$$

Gama (γ) kazanç çarpanı literatürde genellikle sistemin vereceği en iyi cevabı bulabilmek için deneme yanılma yöntemiyle veya optimizasyon algoritmalarıyla belirlenmektedir. Gerçekleştirilen bu çalışmada ise deneme yanılma yöntemi tercih edilecektir. Gama değeri büyüdükçe EHF'nin cevabı EKF'ye doğru yaklaşmaktadır.

Gama deęerinin seiminde bir dięer nemli durum ise, gama deęerinin azalması Geniřletilmiş H-Sonsuz filtresini gl kılarken Ortalama Karesel Hatayı (MSE) artırmasıdır. Geniřletilmiş H-Sonsuz Filtresinin algoritması ařaęıdaki gibidir;

$$X_{k-1} = F_{k-1}X_{k-1} \quad (3.66)$$

$$P_{k-1} = F_{k-1}P_{k-1}F_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (3.67)$$

$$\Sigma_{k-1} = [P_{k-1}^{-1} - \gamma^{-2}I]^{-1} \quad (3.68)$$

$$Z_k = Z_k - H_kX_{k-1} \quad (3.69)$$

$$P_k^Z = H_k \Sigma_{k-1} H_k^T + R_k \quad (3.70)$$

$$K_k = \Sigma_{k-1} H_k^T (P_k^Z)^{-1} \quad (3.71)$$

$$X_k = X_{k-1} + K_k Z_k \quad (3.72)$$

$$P_k = [\Sigma_{k-1}^{-1} + H_k R_k^{-1} H_k^T]^{-1} \quad (3.73)$$

Yukarıda belirtilen EHF algoritmasındaki parametrelerden EKF ve EIF ile benzer olanlar ilgili bālıklar altında aıklanmıřtır.

3.7 EKF, EIF ve EHF'nin Karřılařtırılması

Enformasyon filtresi, robotik uygulamalarda Kalman filtresine gre eřitli avantajlara sahiptir. rneęin, enformasyon filtresinde kresel belirsizlięi temsil etmek basittir: $\Omega = 0$ olarak ayarlamak yeterlidir. Momentleri kullanırken, bu tr kresel belirsizlikler sonsuz byklkte bir kovaryansa karřılık gelir. Bu, zellikle robotikte uygulamalarda sensr lmlerinde sıklıkla karřılařılan bir durum olan tm durum deęiřkenlerinin bir alt kmesi hakkında bilgi tařıdığında sorunların ortaya ıkmasına sebep olabilmektedir. EKF'lerde bu tr durumların stesinden gelmek iin zel kısıtlar konulmalıdır. Ayrıca, enformasyon filtresi, gerekleřtirilen uygulamaların oęunda Kalman filtresinden sayısal olarak daha kararlı olma eęilimindedir.

Enformasyon filtresinin, Kalman filtresine gre bir dięer avantajı, genellikle merkezi olmayan bir řekilde toplanan sensr verilerinin entegrasyonunu ieren oklu robot problemlerine karřı doęal uyum gstermesidir. Bu tr bir btnleřme genellikle Bayes kuralı aracılıęıyla gerekleřtirilir. Logaritmik biimde temsil edildięinde, Bayes kuralı bir ekleme haline gelir. Yukarıda belirtildięi gibi, enformasyon filtrelerinin kanonik parametreleri, logaritmik formda bir olasılıęı temsil eder.

Böylelikle birden fazla robottan gelen verilerin toplanmasıyla enformatik entegrasyonu sağlanır. Toplama değişebilir olmalıdır. Bu nedenle, eformasyon filtreleri genellikle verileri keyfi sırayla, keyfi gecikmelerle ve tamamen merkezi olmayan bir şekilde entegre edebilir. Aynıısı momentlerin temsilini kullanarak mümkün olsa da - sonuçta aynı veriyi temsil ediyorlar - bunu yapmak için gerekli ek işlem yükü çok daha fazladır. Bu avantaja rağmen, çok robotlu sistemlerde enformasyon filtrelerinin kullanımı yeterince araştırılmamıştır.

Enformasyon filtresinin bu avantajları, önemli sınırlamalarla dengelenmiştir. EIF'nin birincil dezavantajı, doğrusal olmayan sistemlere uygulandığında güncelleme adımında bir durum tahminini yeniden hesaplanması gerekliliğidir. Bu adım uygulanırken enformasyon matrisinin tersine çevrilmesini gerektirir. Enformasyon filtrelerinin tahmin adımı için daha fazla matris dönüşümü gereklidir. Pek çok robotik problemde EKF, karşılaştırılabilir boyuttaki matrislerin ters çevrilmesini gerektirmez. Literatürde EKF'in EIF'den daha fazla kullanılıyor olmasının nedenlerinden biri de budur (Golub ve Van Loan, 1983).

EKF ve EIF, benzer tahminleri ve tahmin hatası kovaryanslarını ürettikleri için filtre çıktılarına göre eşdeğerdir. EKF ve EIF arasında gerçekleştirilen karşılaştırmada bu algoritmaların çalışmasında hesaplama gereksinimleri saptanmış ve bunların durum vektör boyutu n ve ölçüm vektörü boyutu m 'ye bağlı oldukları belirlenmiştir. Hangi filtrenin daha hızlı olduğuna önceden karar vermek için önerilen yöntemde: durum vektör boyutu n yeterince büyük olduğunda ve ölçüm vektörü boyutu m olduğunda EIF'nin EKF'den daha hızlıdır. Aslında EIF, zamanla değişen sistemler için $m > 1.65n$ olduğunda ve zamanla değişmeyen sistemler için $m > 0.75n$ olduğunda EKF'den daha hızlı olacağı kestirilebilmektedir (Assimakis ve Douladiris, 2012).

Tablo 3.1 Kalman Filtresinin Zamana Bağlı Matris Boyutları ve Hesaplamaları.

Kalman Filtre		
Matris İşlemi	Matris Boyutu	Hesaplama Yüğü
$H_k P_{k-1}$	$(m * n)(n * n)$	$2n^2m - nm$
$H_k P_{k-1} H_k^T$	$(m * n)(n * m)$	$nm^2 + nm$ $-\frac{1}{2}m^2 - \frac{1}{2}m$
$O_k = H_k P_{k-1} H_k^T + R_k$	$(m * m)(m * m)$	$\frac{1}{2}m^2 - \frac{1}{2}$
O_k^{-1}	$(m * m)$	$\frac{1}{6}(16m^3 - 3m^2 - m)$
$K_k = P_{k-1} H_k^T O_k^{-1}$	$(n * m)(m * m)$	$2nm^2 - nm$
$K_k H_k$	$(n * m)(m * n)$	$2n^2m - n^2$
$I - K_k H_k$	$(n * n) + (n * n)$	n
$[I - K_k H_k] X_{k-1}$	$(n * n)(n * I)$	$2n^2 - n$
$K_k Z_k$	$(n * m)(m * I)$	$2nm - n$
$X_k = K_k Z_k + [I - K_k H_k] X_{k-1}$	$(n * I) + (n * I)$	n
$P_k = [I - K_k H_k] P_{k-1}$	$(n * n)(n * n)$	$n^3 + \frac{1}{2}n^2 - \frac{1}{2}n$
$X_{k+1} = F_k X_k$	$(n * n)(n * I)$	$2n^2 - n$
$F_k P_k$	$(n * n)(n * n)$	$2n^3 - n^2$
$F_k P_k F_k^T$	$(n * n)(n * n)$	$n^3 + \frac{1}{2}n^2 - \frac{1}{2}n$
$P_{k+1} = Q_k + F_k P_k F_k^T$	$(n * n) + (n * n)$	$\frac{1}{2}n^2 + \frac{1}{2}n$
$CB_{KF} = 4n^3 + \frac{7}{2}n^2 - \frac{3}{2}n + 4n^2m + nm + 3nm^2 + \frac{1}{6}(16m^3 - 3m^2 - m)$		

Assimakis, N., Adam, M., & Douladiris, A. (2012, March). Information filter and kalman filter comparison: Selection of the faster filter. In *Information Engineering* (Vol. 2, No. 1, pp. 1-5).

Tablo 3.2 Enformasyon Filtresinin Zamana Bağlı Matris Boyutları ve Hesaplamaları.

Enformasyon Filtresi		
Matris İşlemi	Matris Boyutu	Hesaplama Yüğü
R_k^{-1}	$(m * m)$	$\frac{1}{6}(16m^3 - 3m^2 - m)$
$H_k^T R_k^{-1}$	$(n * m)(m * m)$	$2nm^2 - nm$
$y_k = y_{k-1} + H_k^T R_k^{-1} Z_k$	$(n * l) + (n * l)$	n
$H_k^T R_k^{-1} H_k$	$(n * m)(m * n)$	$n^2m + nm - \frac{1}{2}n^2 - \frac{1}{2}n$
$S_k = S_{k-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k$	$(n * n)(n * n)$	$\frac{1}{2}n^2 + \frac{1}{2}n$
$P_k = S_k^{-1}$	$(n * n)$	$\frac{1}{6}(16n^3 - 3n^2 - n)$
$X_k = S_k^{-1} y_k$	$(n * n)(n * l)$	$2n^2 - n$
$K_k = S_k^{-1} H_k^T R_k^{-1}$	$(n * n)(n * m)$	$2n^2m - nm$
$F_k S_k^{-1}$	$(n * n)(n * n)$	$2n^3 - n^2$
$F_k S_k^{-1} F_k^T$	$(n * n)(n * n)$	$n^3 + \frac{1}{2}n^2 - \frac{1}{2}n$
$P_{k+1} = Q_k + F_k S_k^{-1} F_k^T$	$(n * n) + (n * n)$	$\frac{1}{2}n^2 + \frac{1}{2}n$
$S_{k+1} = P_{k+1}^{-1}$	$(n * n)$	$\frac{1}{6}(16n^3 - 3n^2 - n)$
$F_k S_k^{-1} y_k$	$(n * n)(n * l)$	$2n^2 - n$
$y_{k+1} = S_{k+1} F_k y_k$	$(n * n)(n * l)$	$2n^2 - n$
$X_{k+1} = P_{k+1} y_{k+1}$	$(n * n)(n * l)$	$2n^2 - n$
$CB_{KF} = \frac{1}{3}(25n^3 + 21n^2 - 13n) + 3n^2m + nm + 2nm^2 + \frac{1}{6}(16m^3 - 3m^2 - m)$		

Assimakis, N., Adam, M., & Douladiris, A. (2012, March). Information filter and kalman filter comparison: Selection of the faster filter. In *Information Engineering* (Vol. 2, No. 1, pp. 1-5).

EKF ve EIF kullanılarak gerçekleştirilen işlemlerin her birinin formülizasyonları ve optimize edilmiş hesaplama yükü aşağıdaki Tabloda sunulmaktadır. Burada; n değişkeni sistemin son durumu olan μ_t 'yi ve enformasyon vektörünün boyutu olan ξ_t 'yi temsil etmektedir. Ayrıca, ölçüm vektörü olan z_t 'nin boyutu r ile temsil edilmektedir. C ise sabittir.

Tablo 3.3 EKF ve EIF'in Hesaplama Yükü Açısından Karşılaştırması.

	EKF	EIF
Jacobian	$O(c)$	$O(c)$
Tahmin	$O(c)$ $O(n)$	$O(n)$ $O(n)$ $O(c)$ $O(n)$
Yenileme	$O(r)$ $O(n)$ $O(r^3)$	$O(r)$ $O(n^3)$ $O(r^3)$
Güncelleme	$O(n)$ $O(n^2)$ $O(n)$	$O(n)$ $O(n)$
Her Adımdaki İşlem Yükü	$O(n^2)$	$O(n)$
Toplam İşlem Yükü	$O(n^3)$	$O(n^2)$

Cadena, C., & Neira, J. (2010). SLAM in $O(\log n)$ with the Combined Kalman-Information Filter. *Robotics and Autonomous Systems*, 58(11), 1207-1219.

Tablo 3.3'de sunulduğu üzere EKF'in tahmin aşamasının hesaplama yükü açısından ölçüm güncelleme aşamasından daha hızlı ve etkili olduğu gözlemlenmektedir. EIF açısından ise ölçüm güncelleme aşamasının hesaplama yükü açısından tahmin aşamasından daha hızlı ve etkili olduğu gözlemlenmektedir. Son olarak EKF ve EIF birbirleri ile karşılaştırıldıklarında toplam hesaplama yükü açısından Enformasyon Filtresinin SLAM uygulaması üzerinde Kalman Filtresinden daha hızlı ve verimli olduğu sonucuna varılmaktadır. Pratikte gerçekleştirilecek uygulamalarda EKF ile EIF arasında yapılacak tercihi uygulamanın içeriği göz önünde bulundurularak belirlenmesi uygun görülmektedir (Cadena ve Neira, 2010).

EHF'nin işlemsel karmaşıklığı EKF ile yüksek oranda benzerlik göstermektedir. EHF'nin ölçüm gürültüsüne EKF'den daha az bağlı olması onun literatürde yer bulmasının temel sebebidir. Kalman filtresi gibi median filtrelerin arasında EHF'nin tahmin edeceği değer aralığı genişledikçe verimi düşmektedir. EHF'nin yüksek performansta çalışması için aykırı değerlerin sistemden hariç tutulması literatürde tavsiye edilmektedir (Yang ve diğerleri, 2020).

EIF algoritmasının EKF algoritmasından matematiksel olarak farklılıkları bulunması haricinde benzer filtre çıktıları vermektedirler. EHF algoritmasında matematiksel olarak daha çok EKF ile benzerlik göstermektedir. Bunun sebebi EIF'nin enformasyon formda olmasıdır.



4. ÜÇ BOYUTLU UZAYDA NESNELERİN HAREKETİNİN TESPİTİ

Nesnenin dinamik ivmesi olmadığında, ivme sensörü nesne yön bilgisinden eğim açısını (dikilme) ve yuvarlanma açısını hesaplamak için kullanılabilir. Kalman filtre tasarımı amaç, sistemi açısız hız sensörü verilerine göre modellemek ve geçerli ivmeölçer verilerine göre gerekli düzeltmeleri gerçekleştirmektir. Bu yöntem, yön tahmin algoritmasının en önemli yönlerinden birisidir.

Filtre tasarımı gerçekleştirilirken öncelikle sistemin durum denklemleri türetilmelidir. Yön ifade yönteminin seçimi, yöntemin etkinliği ve filtre tasarımı uygulanabilirliği dikkate alınarak gerçekleştirilir. Euler açıları şeklinde tutulan yönelim ifadesi, filtre tasarımı için uygun olmasına rağmen açıya dayalı yöntemin dezavantajlara sahip olduğundan tercih edilmemektedir. Filtre tasarımı açısından, koordinat dönüşüm matrisi şeklinde tutulan oryantasyonun kullanılabilirliği azdır. Açı temelli yöntemde yön bilgisini korumak için üç değişken, dördey yönteminde yönü korumak için dört değişken, koordinat dönüşüm matrisi tabanlı yöntemde yönü temsil etmek için dokuz değişken kullanılmaktadır. Bu durum sistemi daha karmaşık hale sokmaktadır. Bu yöntemin etkinliği ve filtre tasarımı uygulanabilirliği göz önünde bulundurularak yön tahmini için dördey tabanlı yöntem kullanılmaktadır.

Kalman filtre tasarımı öncelikle sistemin durum değişkenleri tanımlanmalıdır. Sistemin durum değişkeni yönelimi göstermektedir. Bu nedenle x , sistemin durumunu göstermek üzere yönelimi belirten dördey bileşenlerden oluşmaktadır (Ardakani ve Bridges, 2010).

$$x = \begin{bmatrix} q_s \\ q_x \\ q_y \\ q_z \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Kalman filtresinin uygulanacağı sistemin açıklaması dikkate alındığında, kullanılan sistem için kontrol girişi yoktur ve dördeylerin sıralı oryantasyon ilişkisini temsil eden denkleme işlem gücü w_k eklenerek ifade edilmektedir.

$$q_{k+1} = Tq_k + w_k \quad (4.2)$$

w_k işlem gürültüsü, $k + 1$ anında hesaplanan dördey bileşende oluşacak sapmayı temsil etmektedir.

$$w_k = \begin{bmatrix} w_s \\ w_x \\ w_y \\ w_z \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

Kalman filtresinde kullanılan işlem gürültüsünün kovaryansı denklik 4.4'de ki gibidir.

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_{ws}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{wx}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{wy}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{wz}^2 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Bu değerin filtre döngüsü içerisindeki görevi, açısal hız sensöründen elde edilen verilerin güvenilirliğinin gözetilmesine bağlı olarak, filtreleme sonucunda ağırlıklandırmanın artırılmasına veya azaltılmasına etki etmesidir. Bu değer sıfır olarak ayarlandığında, işlem gürültüsü olmadığı varsayılır ve hesaplamaların ağırlığı daha çok açısal hız sensörü verilerine dayanmış olur.

Zaman güncellemesinin tanımlanmasından sonra ölçüm güncellemesi denklemleri hesaplanmaktadır. Sistemde ölçülebilen değerler ivmeölçer bilgilerinden çıkarılan θ dikilme ve ϕ yuvarlanma açılarıdır.

$$Z_k = \begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} q_s \\ q_x \\ q_y \\ q_z \end{bmatrix} + v_k \quad (4.5)$$

Denklik 4.6'da sunulan H matrisi Jacobian matrisi temsil etmektedir.

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi}{\partial q_s} & \frac{\partial \phi}{\partial q_x} & \frac{\partial \phi}{\partial q_y} & \frac{\partial \phi}{\partial q_z} \\ \frac{\partial \theta}{\partial q_s} & \frac{\partial \theta}{\partial q_x} & \frac{\partial \theta}{\partial q_y} & \frac{\partial \theta}{\partial q_z} \\ \frac{\partial \psi}{\partial q_s} & \frac{\partial \psi}{\partial q_x} & \frac{\partial \psi}{\partial q_y} & \frac{\partial \psi}{\partial q_z} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

v_k ölçüm gürültüsü, k zamanında ölçülen açıların (ivmeölçerden elde edilen) hesaplanmasında ortaya çıkabilecek hatayı temsil etmektedir.

$$v_k = \begin{bmatrix} v_\phi \\ v_\theta \\ v_\psi \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Kalman filtresinde kullanılan ölçüm gürültüsünün kovaryansı denklik 4.8'de verilmiştir.

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{v\phi}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{v\theta}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{v\psi}^2 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

İvmeölçer sensöründen gelen verilerle birlikte dönüölçerden edinilen açıların ölçüm güncelleme işleminde kullanılmasında dikkat edilmesi gerekmektedir. Çünkü ivmeölçer verileri nesneye dinamik ivme kazandırdığından dolayı yönelim hesabında hatalı sonuçların üretilmesine sebep olabilmektedir. Bundan dolayı yönelim hesaplamaları yapılırken yer çekimi ivmesi ihmal edilmelidir.

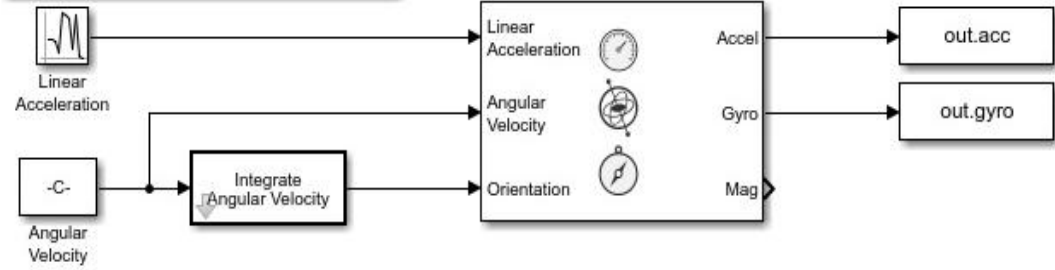
5. EKF, EIF VE EHF'NİN ATALETSEL ÖLÇÜM ÜNİTESİ VERİLERİ ÜZERİNDEN KARŞILAŞTIRILMASI

Bu çalışmada, İKA'ların konumlandırılmasında kullanılan ataletsel ölçüm ünitesi için EKF, EIF ve EHF filtrelerinden mevcut probleme en uygun olanının seçilmesi amaçlanmıştır. Bu maksatla, IMU bünyesinde yer alan dönüölçer ve ivmeölçer sensörlerinin üç ekseninde ürettikleri veriler, tasarlanan EKF, EIF ve EHF'lere girdi olarak verilmesiyle sistemin bir sonraki durumu tahmin edilmeye çalışılmıştır. İvmeölçer ve dönüölçer verileri ile üretilen sistemin anlık yönelimlerinin ardı sıra birbirlerine eklenmesiyle başlangıç anından son ana kadar olan sürede üç boyutlu uzay düzleminde gerçekleşen yönelimin elde edilmesi her üç filtre için ayrı ayrı test edilecektir.

IMU verilerinin girdi olarak verilmesi ile EKF, EIF ve EHF filtre algoritmaları süzme işlemini yaparak durum tahmini üretmektedir. Filtrelerin teorikte ve pratikte vereceği sonuçların karşılaştırılacağı bu çalışmada, filtre algoritmalarına girdi olarak verilen ham IMU verileri üzerinde oluşması muhtemel birçok rastgele gürültünün sisteme yansımaması için MATLAB/SIMULINK ortamında yer alan IMU modelinden üretilen ivmeölçer ve dönüölçer verilerinin istenilen doğrulukta elde edilmesi planlanmıştır. Daha sonra MATLAB ortamında tasarlanan EKF, EIF ve EHF algoritmalarında IMU modelinden elde edilen verilerin kullanılması ile bu algoritmaların çıktıları üzerinden karşılaştırmalar yapılacaktır.

5.1 Ataletsel Ölçüm Ünitesi Verilerinin Üretilmesi

Ataletsel Ölçüm Ünitesi verilerinin üretilmesinde Şekil 5.1’de gösterilen MATLAB/SIMULINK ortamında yer alan Ataletsel Ölçüm Ünitesi (IMU) modelinden faydalanılmıştır.



Şekil 5.1 Ataletsel Ölçüm Ünitesi (IMU) Modeli.

MATLAB/SIMULINK’den uyarlanmıştır.

Bu modelin kurulumunda sistemin kontrol etmek için girdi olarak kullanılan doğrusal ivmelenme ve açısal hız verilerinden yararlanılmıştır. Ayrıca model kurulurken ayarlanan ivmeölçer ve dönüölçer verileri Şekil 5.2 ve 5.3’de gösterilmektedir.

Parameters	Accelerometer	Gyroscope	Magnetometer
Maximum readings (m/s ²):	19.613		
Resolution ((m/s ²)/LSB):	0.0023928		
Constant offset bias (m/s ²):	[0.19 0.19 0.19]		
Axes skew (%):	[0 0 0]		
Noise			
Velocity random walk ((m/s ²)/√Hz):	[0.0012356 0.0012356 0.0012356]		
Bias instability (m/s ²):	[0 0 0]		
Acceleration random walk ((m/s ²)*√Hz):	[0 0 0]		

Şekil 5.2. IMU Modeli İvmeölçer Ayarlaması.

MATLAB/SIMULINK’den uyarlanmıştır.

Şekil 5.2’de görüldüğü üzere IMU modelinde ivmeölçer verilerinin üretilmesi aşamasından önce tasarlanan sensörün; okuma aralığı, kararlılığı, sapması, eksenlerdeki konumu ve sensörün maruz kalacağı çevresel tahmini ölçüm gürültüsü

verileri sisteme girilmiştir.

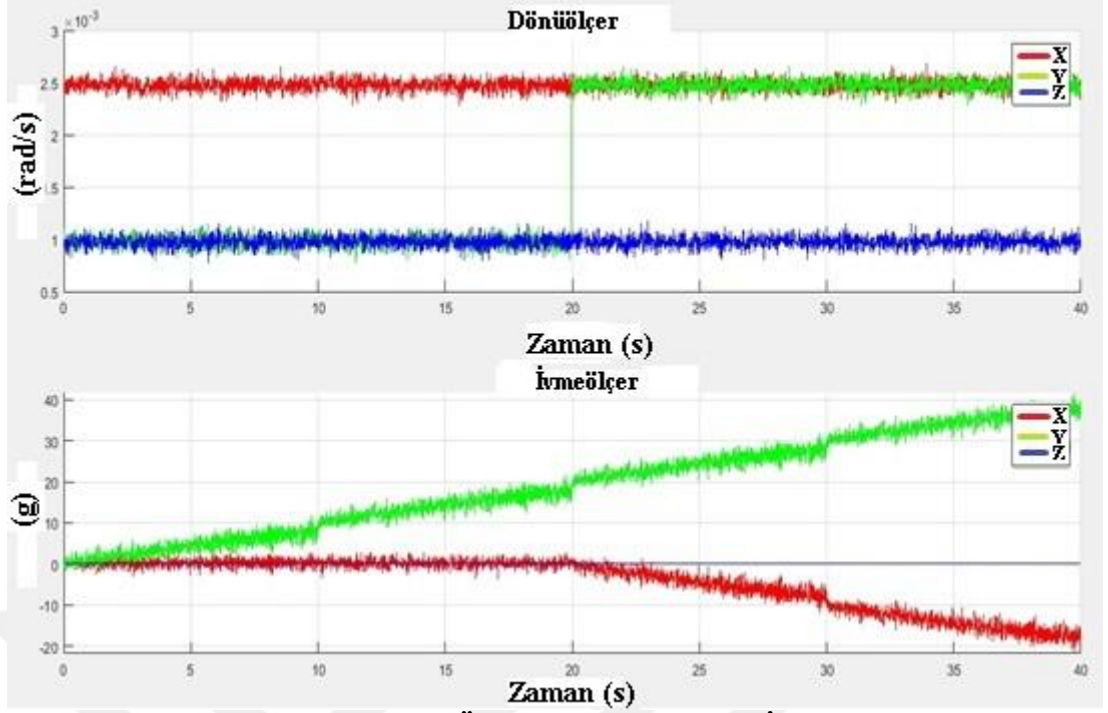
Parameters	Accelerometer	Gyroscope	Magnetometer
Maximum readings (rad/s):		4.3633	
Resolution ((rad/s)/LSB):		0.0011	
Constant offset bias (rad/s):		[0.0545 0.0545 0.0545]	
Axes skew (%):		1.5	
Bias from acceleration ((rad/s)/(m/s ²)):		[0 0 0]	
Noise			
Angle random walk ((rad/s)/√Hz):		[0.00043633 0.00043633 0.00043633]	
Bias instability (rad/s):		[0 0 0]	
Rate random walk ((rad/s)*√Hz):		[0 0 0]	

Şekil 5.3. IMU Modeli Dönüölçer Ayarlaması.

MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmıştır.

Şekil 5.3'te görüldüğü üzere IMU modelinde dönüölçer verilerinin üretilmesi aşamasından önce tasarlanan sensörün; okuma aralığı, kararlılığı, sapması, eksenlerdeki konumu ve sensörün maruz kalacağı çevresel tahmini ölçüm gürültüsü verileri sisteme girilmiştir.

Tasarlanan IMU modelinden test amaçlı üretilen insansız kara aracının iki ekseninde yönelim verileri Şekil5.4'de sunulmaktadır. Planlanan noktasal harekete göre üç ekseninde 0.0.0 noktasından başlayan ve hareket süresinin yarısı boyunca -Y ekseninde devam edip sürenin diğer yarısında +X,-Y boyunca hareketini sürdürüp tamamlaması test hareketi olarak tasarlanmıştır. Bu noktasal hareketin gerçekleşmesi için aynı oranda öncelikle +X yönünde bir dönü (açısal hız) daha sonra +Y yönünde bir dönü (açısal hız) gerçekleşmiştir. Gerçekleşen dönülerle beraber noktasal hareket -Y ekseninde ve +X-Y ekseninde sürdürülmüştür.



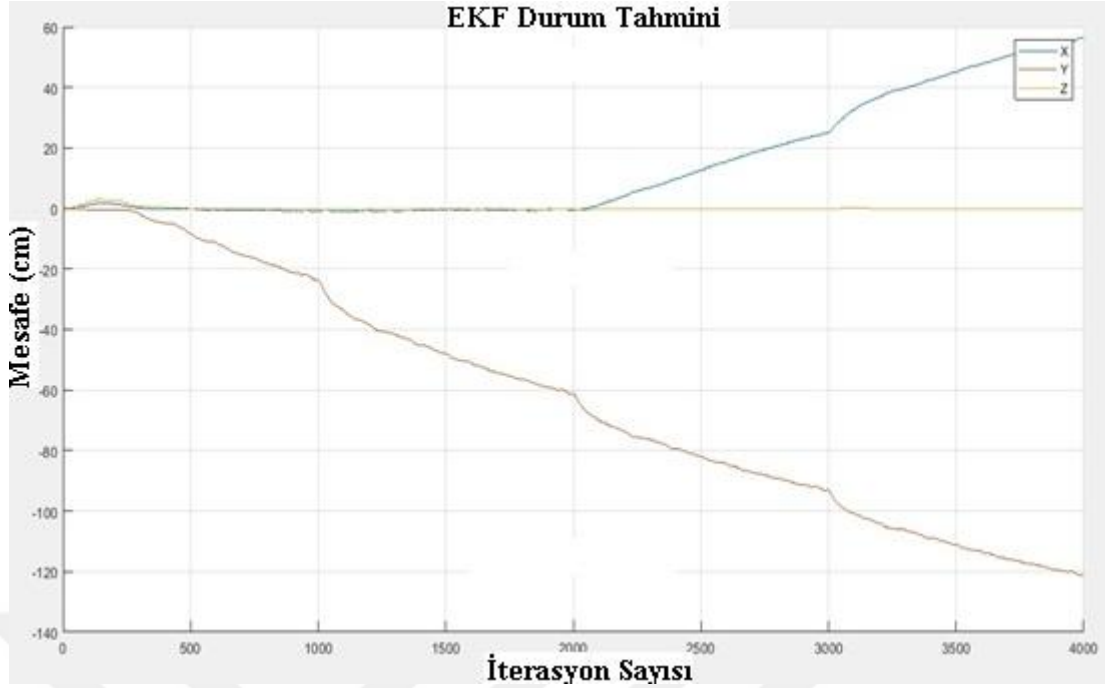
Şekil 5.4 IMU Modelinden Üretilen Dönüölçer ve İvmeölçer Verileri.

MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmışır.

5.2 Ataletsel Ölçüm Ünitesi Verilerinin Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) ile Süzülmesi

MATLAB/SIMULINK ortamında IMU modeli içerisinde yer alan dönüölçer ve ivmeölçer sensörlerinin üç ekseninde ürettikleri İKA'nın anlık konum verileri, MATLAB ortamında tasarlanan Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) algoritmasına girdi olarak verilmesiyle sistemin bir sonraki durumu tahmin edilmiştir. Sistemin anlık yönelimlerinin ardı sıra birbirlerine eklenmesiyle başlangıç anından son ana kadar olan sürede üç boyutlu uzay düzleminde gerçekleşen yönelimin elde edilmesi test edilmiştir.

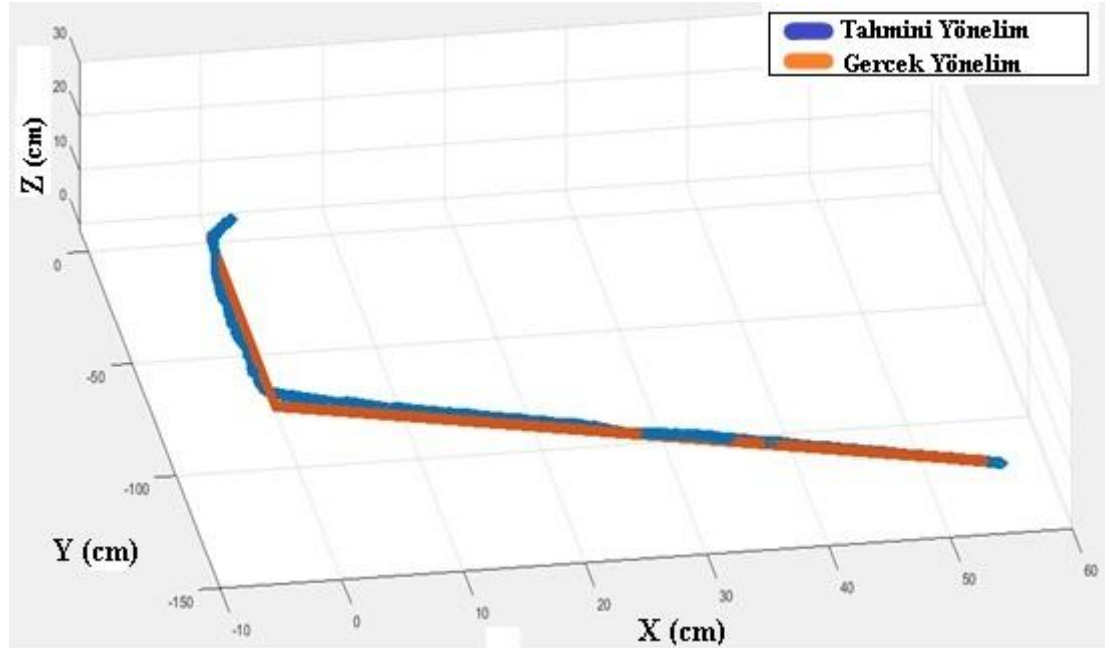
Şekil 5.5'de EKF algoritmasında işleminden geçirilen ivmeölçer ve dönüölçer verilerinden elde edilen durum tahmini gösterilmiştir.



Şekil 5.5 Genişletilmiş Kalman Filtresi Durum Tahmini.

MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmıştır.

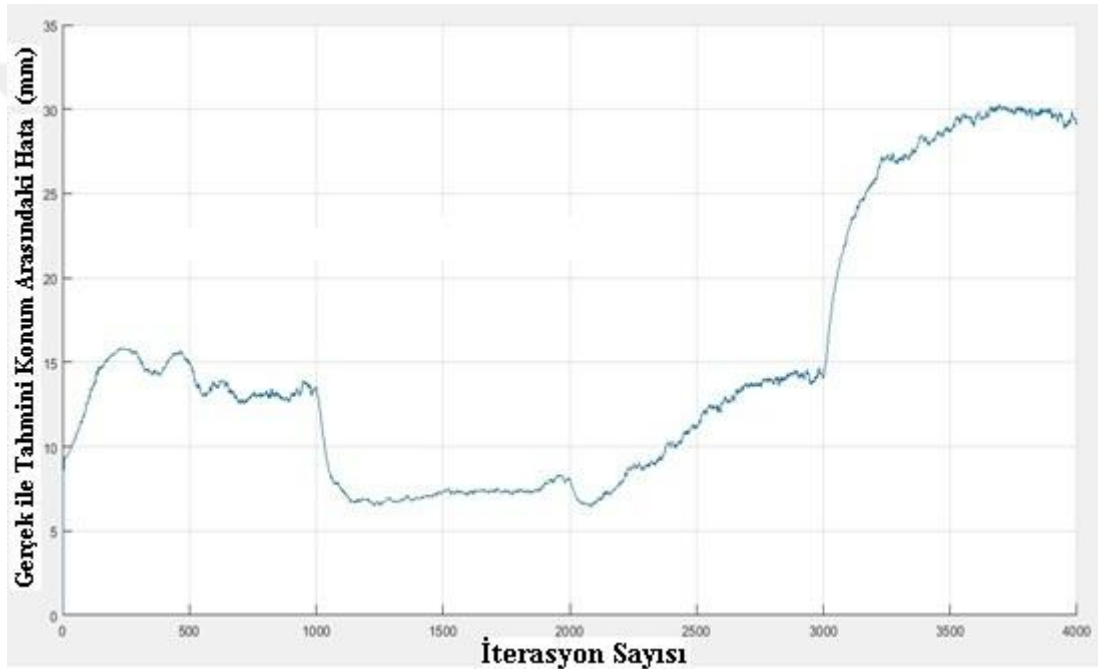
Şekil 5.5'de görüldüğü üzere toplamda 4000 iterasyondan geçirilen ivmeölçer ve dönüölçer verilerinden elde edilen anlık durum tahminleri ardı sıra eklenerek toplam bir noktasal hareket elde edilmiştir. Bu hareketin 3 boyutlu hali Şekil 5.6'da sunulmuştur.



Şekil 5.6 Genişletilmiş Kalman Filtresi 3 Boyutlu Durum Tahmini.

MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmıştır.

Şekil 5.6’da görüldüğü üzere, noktasal hareketin yarısını -Y ekseninde diğer yarısını ise +X,-Y ekseninde gerçekleştirmesi için tasarlanan IMU modelinden elde edilen sensör verileri ile tasarlanan noktasal hareketin ilk 20sn’lik periyodunda -Y ekseninde 60 cm, ikinci 20sn’lik periyotta ise +X ekseninde 55 cm ve -Y ekseninde 120 cm’lik önceden planlanmış ilerlemenin gerçekleştirildiği görülmektedir. Turuncu renkle gösterilen noktasal hareket, bilinen gerçek referans olarak kabul edilmiştir. Mavi renkle gösterilen noktasal hareket ise EKF’nin sensör verilerini işleyerek elde ettiği İKA’nın tahmini hareketidir. Gerçek ve tahmini hareketin arasında az da olsa fark olduğu Şekil 5.6’dan anlaşılmaktadır. Bu kapsamda; gerçekleştirilen hata analizi sonrasında elde edilen grafik Şekil 5.7’de sunulmuştur.



Şekil 5.7 Genişletilmiş Kalman Filtresi Tahmininin Hata Grafiği.

MATLAB/SIMULINK’den uyarlanmıştır.

5.3 Ataletsel Ölçüm Ünitesi Verilerinin Genişletilmiş Enformasyon Filtresi (EIF) ile Süzülmesi

Şekil 5.4’de gösterilen IMU Modelinden üretilen dönüölçer ve ivmeölçer verilerinden oluşan İKA’nın anlık konum verileri MATLAB ortamında tasarlanan Genişletilmiş Enformasyon Filtresinde (EIF) işlenmesiyle sistemin bir sonraki durumu tahmin edilmiştir. EIF formülizasyon olarak EKF’den farklı olmasına rağmen filtreleme işlem sonucunda birbiriyle aynı verilerin elde edilmesi teorik

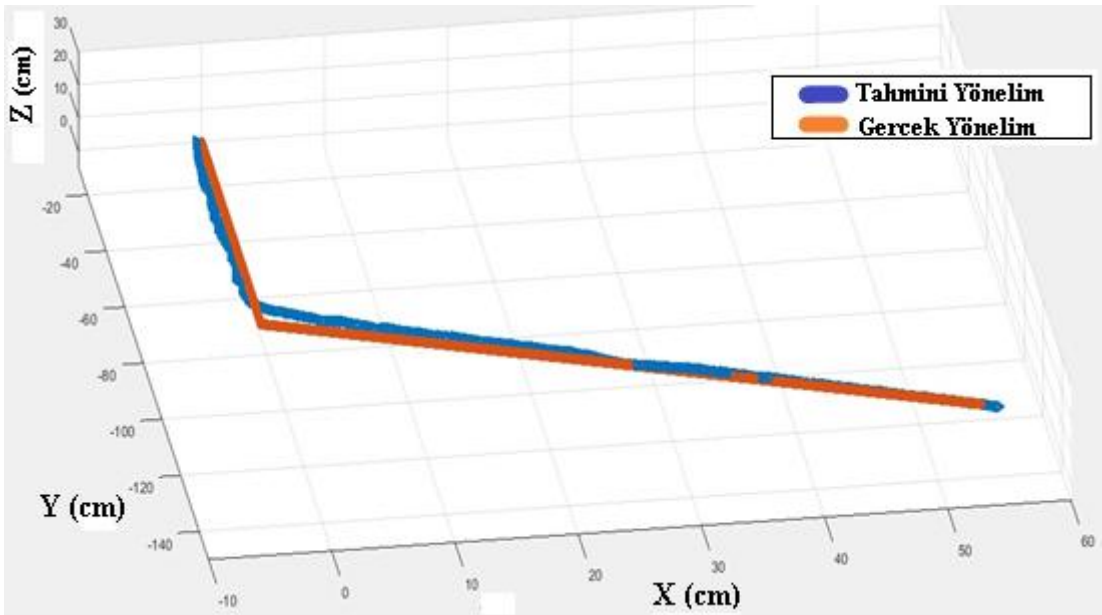
olarak beklenmektedir. Bu kapsamda; EIF algoritmasında sonucunda elde edilen durum tahmini Şekil 5.8’de gösterilmiştir.



Şekil 5.8 Genişletilmiş Enformasyon Filtresi Durum Tahmini.

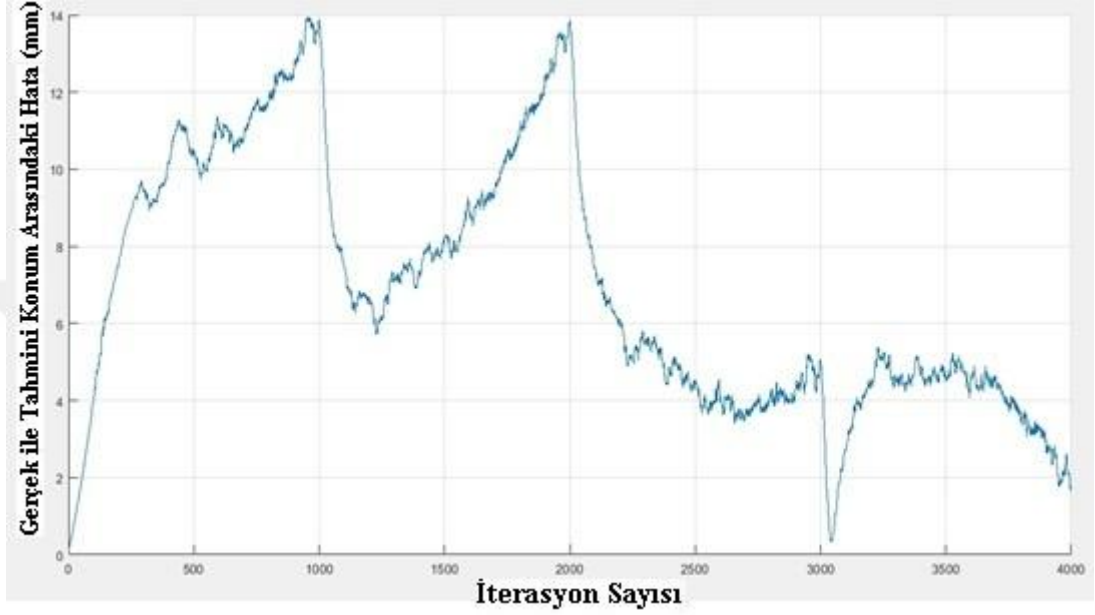
MATLAB/SIMULINK’den uyarlanmıştır.

Şekil 5.8’de gerçekleşen noktasal hareket teoride planlandığı gibi her iki algoritmanın formülizasyon yapıları farklı olsa da EIF sonucunda elde edilen durum tahmininin EKF ile benzerlik taşıdığı gözlemlenebilmektedir. İKA’nın hareketinin 3 boyutlu hali Şekil 5.9’da sunulmuştur.



Şekil 5.9 Genişletilmiş Enformasyon Filtresi 3 Boyutlu Durum Tahmini.

Şekil 5.9’da görüldüğü üzere, EKF ile benzerlik göstererek EIF işlemi sonucu elde edilen 3 boyutlu uzaydaki noktasal hareketin ilk 20sn’lik periyodunda –Y ekseninde 60 cm, ikinci 20sn’lik periyotta ise +X ekseninde 55 cm ve –Y ekseninde 120 cm’lik ilerleme şeklinde gerçekleşmiştir. Gerçek ve tahmini hareketin yüksek oranda örtüştüğü Şekil 5.9’da anlaşılmıştır. Bu kapsamda; gerçekleştirilen hata analizi sonrasında elde edilen grafik Şekil 5.10’da sunulmuştur.

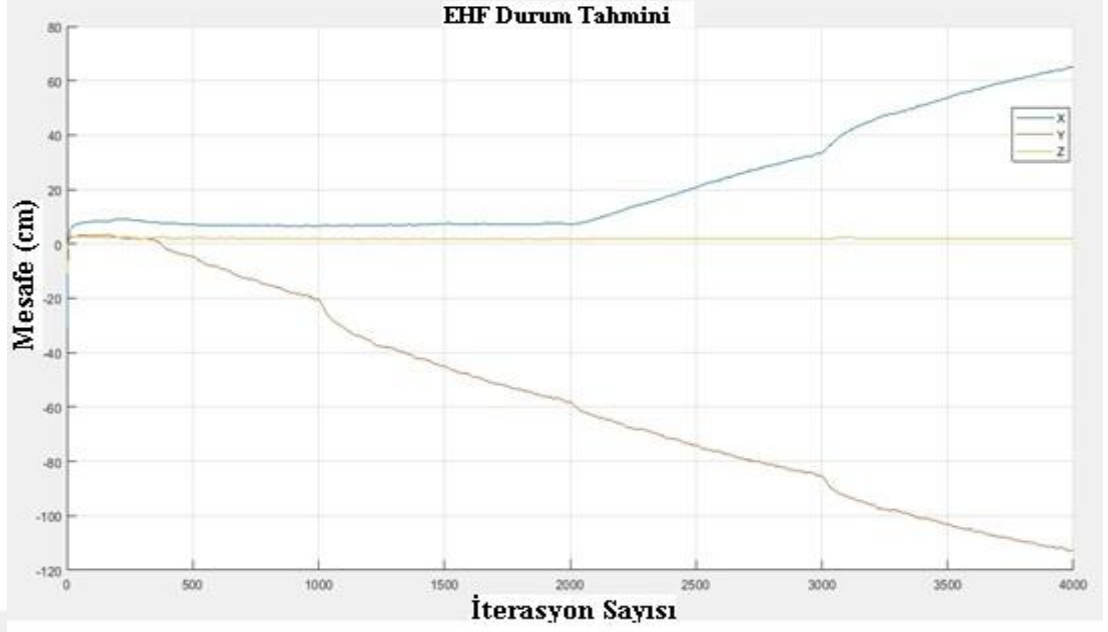


Şekil 5.10 Genişletilmiş Enformasyon Filtresi Tahmininin Hata Grafiği.

MATLAB/SIMULINK’den uyarlanmıştır.

5.4 Ataletsel Ölçüm Ünitesi Verilerinin Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi (EHF) ile Süzülmesi

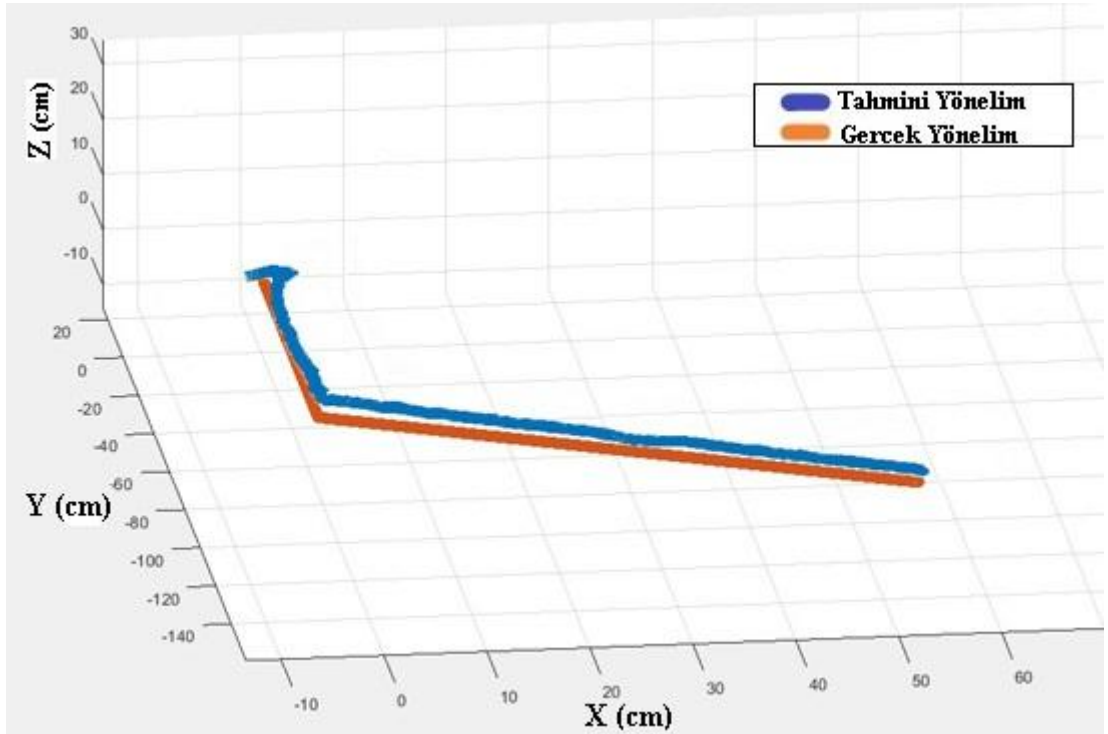
Şekil 5.4’de gösterilen IMU Modelinden üretilen dönüölçer ve ivmeölçer verilerinden oluşan İKA’nın anlık konum verileri MATLAB ortamında tasarlanan Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresinde (EHF) işlenmesiyle sistemin bir sonraki durumu tahmin edilmiştir. EHF formülizasyon olarak EKF’den kazanç çarpanı Gama değerinin kullanılması açısından farklı olmasına rağmen filtreleme işlem sonucunda birbiriyle benzer verilerin elde edilmesi teorik olarak beklenmektedir. Bu kapsamda; EHF algoritmasında işleminden geçirilen ivmeölçer ve dönüölçer verilerinden elde edilen durum tahmini Şekil 5.11’de gösterilmiştir.



Şekil 5.11 Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi Durum Tahmini.

MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmıştır.

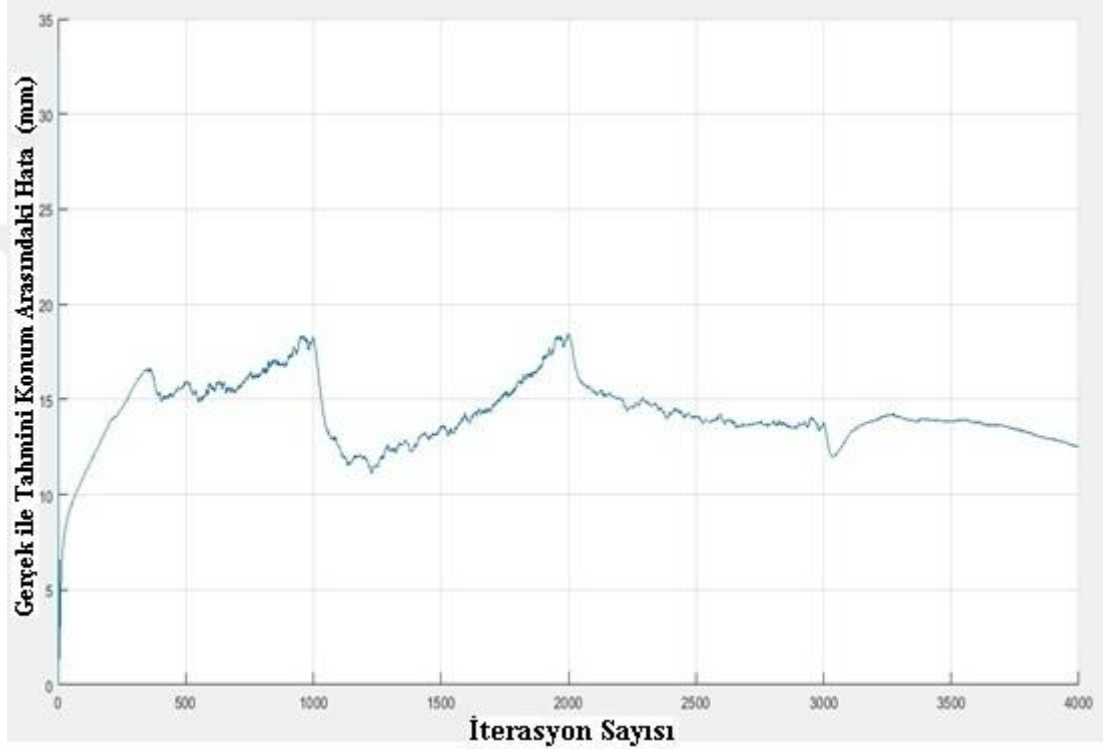
Şekil 5.11'de gerçekleşen noktasal hareket teoride planlandığı gibi her iki algoritmanın formülizasyon yapıları farklı olsa da Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi sonucunda elde edilen durum tahmininin Genişletilmiş Kalman Filtresi ile benzerlik taşıdığı gözlemlenebilmektedir. İKA'nın hareketinin 3 boyutlu hali Şekil 5.12'de sunulmuştur.



Şekil 5.12 Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi 3 Boyutlu Durum Tahmini.

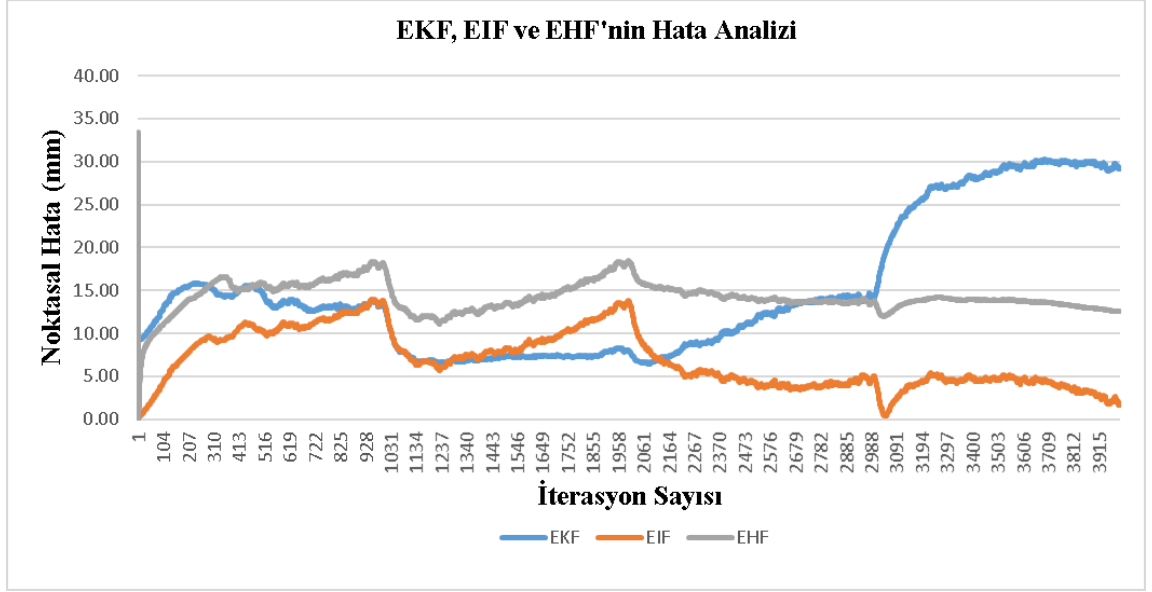
MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmıştır.

Şekil 5.12’de görüldüğü üzere, Genişletilmiş Kalman Filtresi ile benzerlik göstererek Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi işlemi sonucu elde edilen 3 boyutlu uzaydaki noktasal hareketin ilk 20sn’lik periyodunda –Y ekseninde 60 cm, ikinci 20sn’lik periyotta ise +X ekseninde 55 cm ve –Y ekseninde 120 cm’lik ilerleme şeklinde gerçekleşmiştir. Gerçek ve tahmini hareketin yüksek oranda örtüştüğü Şekil 5.12’den anlaşılmaktadır. Bu kapsamda; gerçekleştirilen hata analizi sonrasında elde edilen grafik Şekil 13’te sunulmuştur.



Şekil 5.13 Genişletilmiş H-Sonsuz Filtresi Tahmininin Hata Grafiği.

MATLAB/SIMULINK’den uyarlanmıştır.



Şekil 5.14 EKF, EIF ve EHF Tahmininin Hata Grafiği.

MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmıştır.

Şekil 5.14'de İKA'nın uzay düzleminde noktasal hareketi süresince bulunduğu gerçek konumu ile EKF, EIF ve EHF'nin gürültülü IMU verilerinin sönümlemesiyle tahmin ettiği İKA'nın tahmini konumları arasındaki hata analizi grafiği sunulmuştur. Söz konusu Kalman filtre türevinin karşılaştırıldığı grafikte EIF'nin diğer filtre türevlerine göre gürültülü IMU verilerini daha başarılı bir şekilde sönümleyerek daha az hata ile çalıştığı gözlemlenmektedir. Bu hata analiz grafiğinden EKF'nin tek eksenle hareket boyunca kabul edilebilir bir hata düzeyinde tahminlerini gerçekleştirdiği ancak 2000'inci iterasyondan sonra başlayan iki eksenli hareket itibarıyla artan hata düzeyi ile İKA'nın dönüş hareketinin tahmininde hatayı sönümleyemediği anlaşılmaktadır. Bu durum EKF'nin bu çalışmada hareket değişimlerine geç tepki vermesinden kaynaklanmaktadır.

EIF ve EHF ise İKA'nın hareketinin başlangıcından sonuna kadar sabit hata düzeylerinde tahminlerini gerçekleştirmişlerdir. EIF algoritmasının güncelleme aşamasının daha az hesaplama yükü ile çalışmasından dolayı EHF'ye ve EKF'ye göre İKA'nın hareketine daha hızlı tepkiler verdiği anlaşılmıştır.

Bu durum 2000'inci iterasyonda başlayan dönme hareketine EIF'nin daha keskin tepki vererek hata gerçek konuma daha yakın tahminde bulunmuş ve hata düzeyini keskin bir şekilde azalttığından anlaşılmıştır. EHF'nin algoritma olarak EKF'den farkı olan gama kazanç faktörü sayesinde tahminlerini EKF'den daha az hata ile

yaptığı ve İKA'nın hareketi süresince sabit tahmin hatası ile tahminlerini gerçekleştirdiği anlaşılmıştır.

Gerçekleştirilmesi planlanan herhangi bir çalışmanın türüne ve bu çalışma esnasında karşılaşılabilecek çevresel faktörlere bağlı olarak EKF, EIF veya EHF'nin birbirlerine göre avantajları değişiklik gösterecektir. Örneğin robotik uygulamalarda Enformasyon filtresi, Kalman filtresine göre küresel belirsizliği temsilinin basit olması gibi avantaja sahiptir. Bu durum özellikle İKA'nın konumlandırılması gibi robotik uygulamalarda EIF'nin tercih edilmesine sebep olmaktadır. EKF'lerde bu tür durumların üstesinden gelmek için tasarlanan algoritmaya ayrıca özel kısıtlar oluşturulmalıdır.

EIF'nin, EKF ve EHF'ye göre bir diğer avantajı ise genellikle merkezi olmayan bir şekilde toplanan sensör verilerinin entegrasyonunu içeren çok değişkenli problemlerine karşı daha kolay uyum göstermesidir.

EIF'nin en önemi dezavantajı ise doğrusal olmayan sistemlere uygulandığında güncelleme adımında durum tahminini yeniden hesaplanmasının gerekliliğidir. Bu adım, enformasyon matrisinin tersine çevrilmesini gerektirir. Bu sebeple EIF'nin tahmin adımı için daha fazla matris dönüşümü gerekmektedir. Literatürde gerçekleştirilen çalışmalarda EKF'in EIF'den daha fazla tercih edilmesinin nedenlerinden birisi de budur.

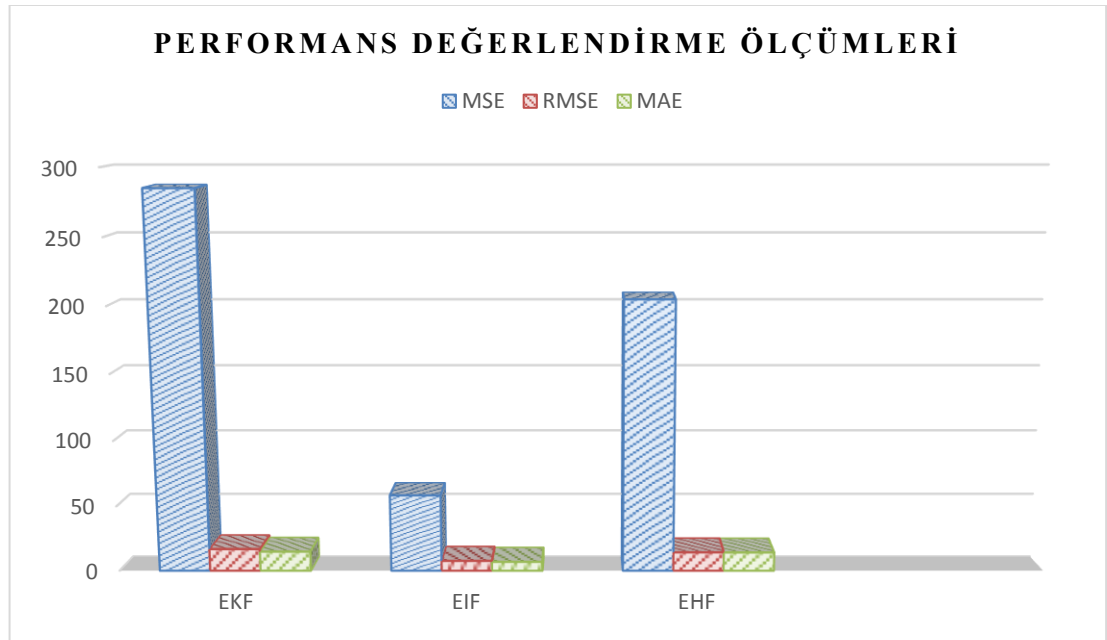
Ayrıca EKF ve EIF'nin hesaplama gereksinimlerinin belirlenmesi üzerine yapılan çalışmalarda, durum vektör boyutu n 'e ve ölçüm vektörü boyutu m 'ye bağlı oldukları varsayılırsa; EIF'in zamanla değişen sistemler için $m > 1.65n$ olduğunda ve zamanla değişmeyen sistemler için $m > 0.75n$ olduğunda EKF'den daha hızlı olacağı öngörülmektedir (Assimakis ve Douladiris, 2012).

EKF'in hesaplama yükü açısından tahmin aşamasının ölçüm güncelleme aşamasından daha hızlı ve etkili olduğu gerçekleştirilen İKA konumlandırma benzetimi üzerinde gözlemlenmiştir. EIF açısından ise ölçüm güncelleme aşamasının tahmin aşamasından daha hızlı ve etkili olduğu gözlemlenmiştir. Son olarak EKF ve EIF birbirleri ile karşılaştırıldıklarında toplam hesaplama yükü açısından EIF'nin SLAM uygulaması gibi çoklu sensör verilerinin işlendiği uygulamalarda EKF'den daha kararlı ve verimli olduğu sonucuna varılmıştır. Sonuç olarak pratikte gerçekleştirilecek uygulamalarda EKF ile EIF arasında yapılacak tercihi uygulamanın içeriği ve çevresel faktörler göz önünde bulundurularak belirlenmesi gerekliliği anlaşılmıştır.

Bu çalışmada, her üç filtrenin birbirleriyle tasarlanan test düzeneği üzerinden karşılaştırılmasında literatürde konumlandırma uygulamalarında sıklıkla kullanılan performans değerlendirme ölçümlerinden olan; Ortalama Kare Hata (MSE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) değerleri kullanılmıştır. Bu istatistiklerde arzu edilen sonuç, en küçük değere sahip MSE, RMSE ve MAE değerlerine sahip tahmin modelini oluşturmaktır. MSE, RMSE ve MAE ile EKF, EIF ve EHF'nin MATLAB ortamında elde edilen sonuçlarının karşılaştırması Tablo 5.1'de ve Şekil 5.14'de sunulmuştur.

Tablo 5.1 EKF, EIF ve EHF'nin Performans Değerlendirme Ölçümleri

	EKF	EIF	EHF
MSE ve Yüzdelik Ağırlıklandırması	285,15 %100	58,45 %20,5	205 %71,9
RMSE ve Yüzdelik Ağırlıklandırması	16,88 %100	7,64 %45,2	14,33 %84,9
MAE ve Yüzdelik Ağırlıklandırması	14,9 %100	6,90 %46,3	14,21 %95,3



Şekil 5.15 EKF, EIF ve EHF'nin Performans Değerlendirme Ölçümleri.

Tablo 5.1 ve Şekil 5.15’de sunulan EKF, EIF ve EHF’nin performans değerlendirme ölçümleri ile karşılaştırılmasında RMSE ve MAE’nin istatistiksel değerlerinin bu çalışmada elde edilen verilerin karşılaştırılmasında kullanılması daha uygun olacaktır. Çünkü MSE değerleri sistem modelindeki hataların karelerinden oluştuğu için görece büyük hata değerlerinin elde edilmesi gibi yanlış yorumlamalara yol açabilir. RMSE ve MAE üzerinden elde edilen istatistiksel değerler incelendiğinde EIF’nin matematiksel olarak EKF ve EHF’den üstün yanlarından dolayı tasarlanan model üzerinde daha az hata değeri ürettiği gözlemlenmektedir.

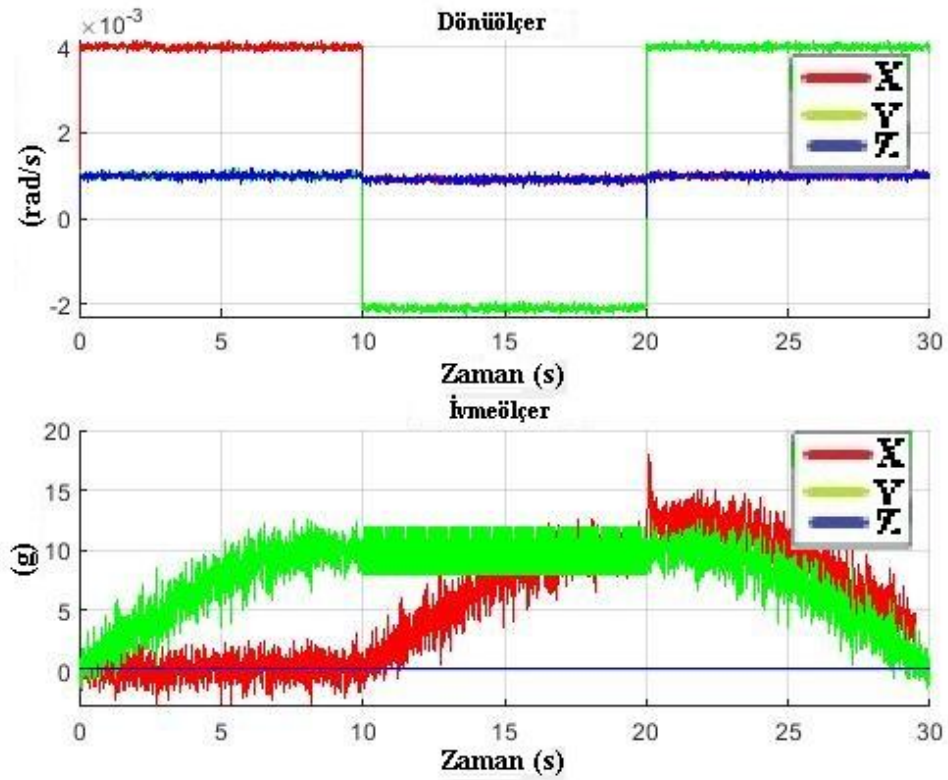
EHF’nin ise başlangıç koşulları bilinmeyen gerçek durumlara yakınsandığında EKF’den daha hızlı olduğu sonucu elde edilmiştir. Bununla birlikte, ölçüm gürültüsünün üzerinde EHF’nin EKF’den daha doğru ve sağlam performansı ürettiği gözlenmiştir.

EHF’de ise EKF ve EIF’den farklı olarak gerçekleştirilmesi planlanan uygulamalarda gürültü istatistiklerine tam olarak hâkim olunması beklenmemektedir. Çünkü gama kazanç düzeltme faktörü üzerinden sistem optimize edilebilmektedir. EHF’nin performansının artırılması için tahmin edilecek aykırı değerlerin sistem girişinde ayıklanması gerekliliğini öne süren çalışmalar literatürde yer almıştır.

EKF, EIF ve EHF’nin hata ve performansları üzerinden karşılaştırılmasının yapıldığı bu çalışmanın gerçek zamanlı bir uygulamaya dönüşmesi durumunda işlemcinin verimli kullanılması gerçekleştirilen uygulamanın aksaksız bir şekilde çalışmasını sağlayacağı değerlendirilmektedir. Bu kapsamda, İKA’nın ataletsel ölçüm sistemleriyle konumlandırılmasında filtre performansları MATLAB 2020b sürümünde test edilen EKF, EIF ve EHF’nin Intel Core i5 CPU ve 4 GB RAM değerine sahip Windows 7 işletim sisteminde CPU üzerinde hesaplama yüklerinin değerlendirilmesi yapılmıştır. Bu değerlendirmeye göre; EIF algoritmasının 2,7439 s ile sırasıyla 9,3809 s ve 9,460 s olan EHF ve EKF algoritmalarının oldukça önünde yer aldığı gözlemlenmiştir. Bu durum yapılan çalışmanın gerçek zamanlı bir uygulamaya dönüştürülmesi halinde EIF’nin düşük CPU kullanımıyla, tasarlanan sistemin tepkilerinin kesintisiz bir şekilde elde edilmesine imkân sağlayacaktır.

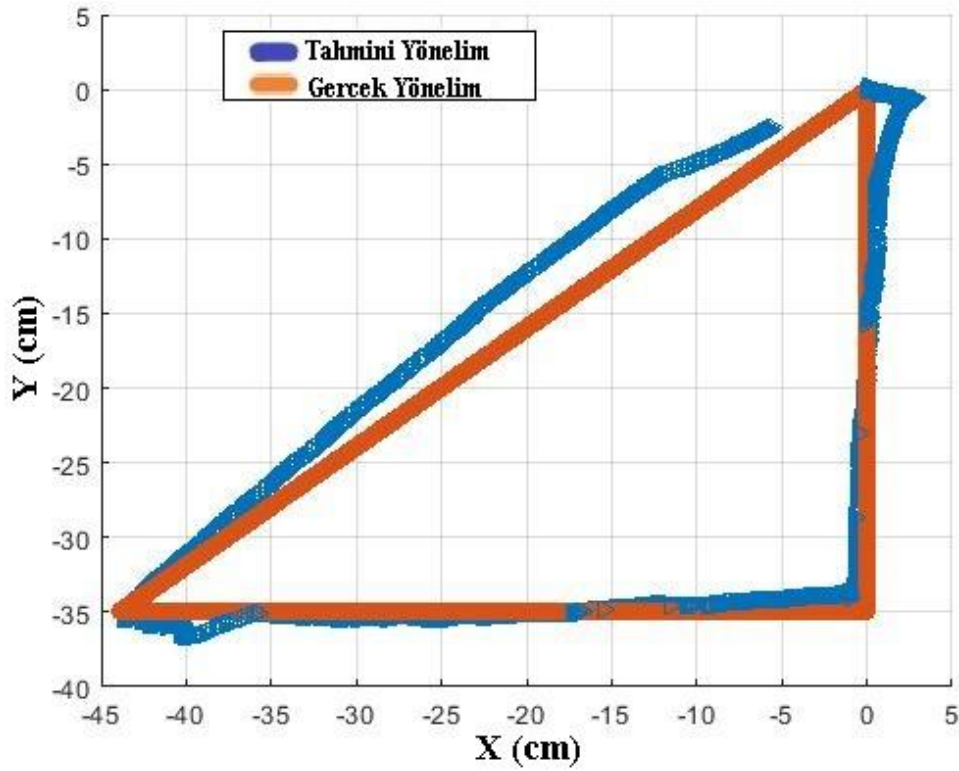
Bu tez çalışması kapsamında, İKA’nın iki eksenle doğrusal olarak gerçekleştirdiği hareketinin EKF, EIF ve EHF’nin performans değerlendirme kriterleri üzerinden karşılaştırması yapılmış ve EIF’nin doğrusal harekette diğer iki Kalman Filtre modeline göre daha verimli olduğu yukarıda sunulan sebep sonuç ilişkileriyle açıklanmıştır. İki eksenle doğrusal harekette diğer iki filtre modeline göre

kararlılığıyla öne çıkan EIF'nin kapalı döngü (başlangıç noktası ve bitiş noktası aynı olan) hareketi üzerinden elde edilen verilerin ileride gerçekleştirilmesi planlanan pratik uygulamalara zemin oluşturacağı öngörülmektedir. Bu kapsamda, tasarlanan hareket modelinde İKA, başlangıç noktası olan (0,0)'dan iki eksenli hareketine öncelikle (-Y) eksen yönüne daha sonra (-X) yönüne ve son olarak (+X,+Y) yönünde ilerleyerek başlangıç noktasına ulaşması hedeflenmiştir. IMU modelinden üretilen ivmeölçer ve dönüölçer verilerinin Genişletilmiş Enformasyon Filtresinde işlendiği bu çalışmada IMU sensör verilerinin belirli miktarda gürültü içermesinden dolayı İKA'nın başlangıç noktasına tam olarak ulaşmadığı ancak sapma payının, hata analizi ve performans değerlendirme kriterlerine göre (MAE değeri 6.35, RMSE değeri 8.87) bu çalışma özelinde göz ardı edilebilecek seviyede olduğu gözlemlenmiştir. Söz konusu çalışmadan elde edilen çıktılar Şekil 5.16 ve Şekil 5.17'de sunulmuştur.



Şekil 5.16 IMU Modelinden Üretilen Kapalı Döngü Hareket Verileri.

MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmıştır.



Şekil 5.17 Kapalı Döngü Hareket İçin Genişletilmiş EIF'nin 3 Boyutlu Durum Tahmini.

MATLAB/SIMULINK'den uyarlanmıştır.

Şekil 5.17'de görüldüğü üzere, Genişletilmiş Enformasyon Filtresi işlemi sonucu İKA'nın 3 boyutlu uzaydaki noktasal kapalı döngü hareketinin ilk periyodunda $-Y$ yönünde 35 cm, ikinci periyodunda $-X$ yönünde 45 cm ve son olarak üçüncü periyodunda $+X, +Y$ yönünde ilerleme gerçekleşmiştir. İKA'nın hareketine başladığı noktaya geri gelebilmesinin test edildiği bu çalışmada gerçek ve tahmini hareketin yüksek oranda örtüştüğü ancak IMU sensör verilerinin gürültü içermesinden dolayı İKA'nın başlangıç noktasına tam olarak ulaşamadığı anlaşılmaktadır. Pratikte gerçekleştirilen uygulamalarda İnsansız Kara Araçları için başlangıç noktasına geri dönmeleri komutu (return home) sıklıkla kullanılmaktadır. Bu çalışma kapsamında kapalı döngü hareketinde EIF'nin göstermiş olduğu tahmin performansı yeterli bulunmuştur ancak söz konusu komutun yüksek hassasiyetle gerçekleşmesi özellikle askerî uygulamalarda aranan bir niteliktir.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

MATLAB/SIMULINK ortamında tasarlanan IMU modelinde, pratikte karşılaşıldığı gibi üzerlerinde gürültülerin olduğu ivmeölçer ve dönüölçer verilerinin oluşturulması sağlanmıştır. IMU verilerinin kullanılmasıyla İKA'nın 3 boyutlu uzayda gerçeğe en yakın şekilde konumlandırılma işleminin gerçekleştirilebilmesi için doğrusal olmayan durum tahminlerinin elde edilmesinde literatürde sıklıkla tercih edilen ilk geliştirilen Kalman Filtre modellerinden olan EKF, Kalman Filtresinin enformasyon formdaki türevi olan EIF ve tahmin hataları üzerinde etkinliğinin sistemin girdilerinden bağımsız olarak başlangıç koşullarına göre denge noktaları etrafındaki kararlılığının incelendiği Lyapunov kararlılık analiziyle belirtilmesiyle literatürde tercih edilen EHF ile IMU verilerindeki gürültülerin süzülmesi sağlanılmıştır. Bu kapsamda, beşinci bölümdeki benzetimler gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışması kapsamında yapılan inceleme ve bulgular neticesinde EKF algoritmasının tahmin aşamasının hesaplama yükünün az olması sebebiyle sisteme girdi olarak dâhil olan verilerin değişkenliğinin sabit veya az olduğu sıcaklık ve nem tahmini uygulamaları gibi çalışma alanlarında durum tahmininin gerçek değere en yakın hassasiyetle elde edilmesinde kullanılmasının uygun olacağı anlaşılmıştır. EIF algoritmasında ise güncelleme aşamasının hesaplama yükünün az olmasından dolayı sisteme dâhil olan ölçüm verilerinin sık örnekleme aralığıyla ve değişim oranının yüksek olduğu eş zamanlı konum belirleme ve haritalama uygulaması gibi çalışma alanlarında durum tahmininin verimli olarak elde edilmesinde kullanılmasının uygun olacağı anlaşılmıştır. Ataletsel Ölçüm Ünitesi bünyesinde yer alan ivmeölçer ve dönüölçer verilerinin sık örnekleme aralığıyla işlendiği bu tez çalışması kapsamında en verimli durum tahminin EIF algoritmasının kullanılmasıyla elde edilmesinde bu etmenin önemi anlaşılmıştır. EHF algoritmasının incelemesinde gama kazanç faktörünün kullanılmasıyla sistemin durum tahminin EKF'den daha yüksek kararlılık

ve verimle yapıldığı anlaşılmıştır. Ancak her ne kadar gama kazanç faktörünün kullanılmasıyla işlem gürültüsünün sistem modeline etkisinin ikinci bir parametreyle kontrolünün sağlandığı EHF algoritmasının EKF'ye göre üstünlüğü anlaşılmıştır. Fakat EHF'nin EKF'ye benzer olarak filtre algortimasında tahmin aşamasının daha az işlem içermesi bu çalışma kapsamında istenilen hassasiyette İKA'nın konum tahmininin yapılamamasına sebep olduğu sonucuna varılmıştır.

Literatürde teorik olarak birbirine benzer sonuçlar üretmesi beklenen bu filtrelerin gerçekleştirilen benzetim çalışmaları sonucunda birbirleri arasında farklar olsa da genel itibariyle literatüre uygun veriler ürettikleri gözlemlenmiştir.

Her üç filtrenin birbirleriyle hazırlanan test düzeneği üzerinden üstünlükleri ve eksiklikleri yönünden karşılaştırılması hususunda Ortalama Kare Hata (MSE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) değerleri göz önünde bulundurulmuştur. Ancak MSE değerleri sistem modelindeki hataların karelerinden oluşmasından dolayı büyük hata değerlerini üretmiştir. Bu değerlerin EKF, EIF ve EHF'nin karşılaştırılmasında hatalı yorumlara sebebiyet verebilecek olmasından dolayı sonuçların yorumlamasında kullanılmasının uygun olmadığı sonucuna varılmıştır. Sonuç olarak, RMSE ve MAE üzerinden elde edilen istatistiksel değerler incelenmesiyle söz konusu üç filtre üzerinde daha uygun bir performans karşılatırması yapılacağı anlaşılmıştır.

Gerçekleştirilen karşılaştırmaya göre EIF'in EKF ve EHF'ye göre IMU verilerindeki gürültüleri daha çok giderdiği ve böylece daha kararlı olduğu anlaşılmıştır. Bunun sebebi, matematiksel olarak EIF'in ölçüm aşamasında kovaryans matrisin tersi üzerinden algoritma hesaplamalarını yapmasıdır. Bu sayede EIF, verim olarak EKF ve EHF'nin önünde yer almıştır. Bu durumun nedeni İKA'nın 3 boyutlu uzay düzleminde konumlandırılmasında tasarlanan sistem modelinde kullanılan ivmeölçer ve dönüölçer verilerinin sık olarak (10ms) örnekleme aralığıyla güncellenmesidir. Literatürdeki çalışmalarda da görüldüğü üzere, güncelleme aşamasında hesaplama yükü EKF ve EHF'den daha az olan EIF'in gürültüleri daha çok giderdiği ve en az hata değeri ile başarılı bir konum tahminin gerçekleştirebileceği sonucuna varılmıştır. EHF'nin algoritmasında yer alan gama (γ) kazanç çarpanı bu filtrenin kullanılmasında tercih sebebi olmasına rağmen bu parametrenin doğru ayarlanmasında güçlükler olduğu bilinmektedir. Bu çalışmada da görüldüğü üzere EHF'nin performansının artırılması için haricen bir optimizasyon algoritmasına ihtiyaç duyduğu anlaşılmıştır.

Bu tez kapsamında elde edilen sonuçlar ilerleyen süreçte araştırmacıların yapacağı çalışmalara EKF, EIF ve EHF'nin seçim ve kullanımı açısından örnek teşkil edecektir. Sistem modelinde tahmin edilecek duruma etki eden ölçüm verilerinin değişim aralığı ve sıklığı; EKF, EIF ve EHF arasında yapılacak seçim hususunda göz önünde bulundurulması gerekmektedir. Eğer söz konusu ölçüm verileri geniş bir yelpazede değer alıyor ve model üzerinde örnekleme aralığı oldukça sık bir şekildeyse Kalman Filtre algoritmasının ölçüm aşaması daha az işlem yükü içeren EIF'nin tercih edilmesi daha kararlı tahminlerin elde edilmesini sağlayacaktır. Tam tersi durumda yani ölçüm verilerinin değişim oranı az olduğunda ve model üzerinde örnekleme aralığı geniş bir şekildeyse Kalman Filtre algoritmasının tahmin aşaması daha az işlem yükü içeren EKF'nin veya gama kazanç faktörünün kullanıldığı EHF'nin tercih edilmesi daha kararlı durum tahminlerinin yapılmasına olanak sağlayacaktır. EHF'nin kullanılması durumunda bu filtrenin performansının artırılmasında haricen bir optimizasyon algoritmasının sisteme eklenmesi durum tahmininde daha başarılı sonuçlara erişilmesini sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Ailneni, S., Kashyap, Sudesh. K., Kumar, N. S., Livingstone, D. D., Aishwarya, N., Varghese, N., & Karthik, K. V. (2019). Characterization of MEMS based Inertial Measurement Unit. *2019 International Conference on Range Technology (ICORT)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ICORT46471.2019.9069669>
- Akkaya, A. E., & Talu, M. F. (2017). Su boru hatlarında sızıntı konum tespiti için genişletilmiş kalman filtresi tabanlı IMU sensör füzyonu uygulaması. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 32(4), 1393-1404. <https://doi.org/10.17341/gazimmfd.369872>
- Alami, F., Hussian, A., & Ajlouni, N. (2020). Design and implementation of a multi-stage PID controller for non-inertial referenced UAV. *Electrica*, 20(2), 199-207.
- Al-Masri, W. M. F., Abdel-Hafez, M. F., & Jaradat, M. A. (2020). Inertial Navigation System of Pipeline Inspection Gauge. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 28(2), 609-616. <https://doi.org/10.1109/TCST.2018.2879628>
- Almeida, H. P., Junior, C. L. N., Santos, D. S. dos, & Leles, M. C. R. (2019). Autonomous Navigation of a Small-Scale Ground Vehicle Using Low-Cost IMU/GPS Integration for Outdoor Applications. *2019 IEEE International Systems Conference (SysCon)*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/SYSCON.2019.8836794>
- Aydin, H., & Erkmén, B. (2019). Kapalı Alan Yaya Konumlandırma Sistemi. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 7(2), 337-344. <https://doi.org/10.21923/jesd.450256>
- Assimakis, N., Adam, M., & Douladiris, A. (2012, March). Information filter and kalman filter comparison: Selection of the faster filter. In *Information Engineering* (Vol. 2, No. 1, pp. 1-5).
- Balzer, P., Trautmann, T., & Michler, O. (2014). EPE and Speed Adaptive Extended Kalman Filter for Vehicle Position and Attitude Estimation with Low Cost GNSS and IMU Sensors: *Proceedings of the 11th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, 649-656. <https://doi.org/10.5220/0005023706490656>
- Bayram, H. (2016). Altı serbestlik dereceli elektromekanik hareket simülöründe 6x9 matris yöntemine göre iterasyon. *SAÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 20(2), 399. <https://doi.org/10.16984/saufenbilder.35143>

- Benazzi, F., & Katebi, R. (2006). Extended Kalman Filter Versus Extended H-Infinity Filter—An Application To Activated Sludge Processes. In *International control conference, September, UK: Glasgow*.
- Benzerrouk, H., Nebylov, A., & Closas, P. (2014). MEMS IMU/ZUPT Based Cubature Kalman Filter Applied to Pedestrian Navigation System. *Proceedings of International Electronic Conference on Sensors and Applications*, e002. <https://doi.org/10.3390/ecsa-1-e002>
- Bhise, A., Jana, S., Tony, L. A., & Ghose, D. (2020). Target State Estimation and Prediction for High Speed Interception. *ArXiv:2010.02512 [Cs, Eess]*. <http://arxiv.org/abs/2010.02512>
- Bi, C., Er, C., Babacan, E. K. K., & Zbek, L. O. (2012). *Stability of the adaptive fading extended Kalman filter with the matrix forgetting factor*. 15.
- Bing, Z., Cheng, L., Knoll, A., Zhong, A., Huang, K., & Zhang, F. (2017). Slope angle estimation based on multi-sensor fusion for a snake-like robot. *2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion)*, 1-6. <https://doi.org/10.23919/ICIF.2017.8009760>
- Britto Vidal Filho, W., & de Almeida Pinto, A. M. (2014, October). VTOL aerial robot for inspection of transmission line. In *Proceedings of the 2014 3rd International Conference on Applied Robotics for the Power Industry* (pp. 1-4). IEEE.
- Bittanti, S., & Savaresi, S. M. (2000). On the parametrization and design of an extended Kalman filter frequency tracker. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 45(9), 1718-1724. <https://doi.org/10.1109/9.880631>
- Cadena, C., & Neira, J. (2010). SLAM in O (logn) with the Combined Kalman-Information Filter. *Robotics and Autonomous Systems*, 58(11), 1207-1219.
- Chen, M., Yang, S., Yi, X., & Wu, D. (2017). Real-time 3D mapping using a 2D laser scanner and IMU-aided visual SLAM. *2017 IEEE International Conference on Real-Time Computing and Robotics (RCAR)*, 297-302. <https://doi.org/10.1109/RCAR.2017.8311877>
- Chen, P., Ma, H., Gao, S., & Huang, Y. (2015). Modified Extended Kalman Filtering for Tracking with Insufficient and Intermittent Observations. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 1-9. <https://doi.org/10.1155/2015/981727>
- Cruz, S. M. (2013). *Implementação De Um Filtro De Kalman Estendido Em Arquiteturas Reconfiguráveis Aplicado Ao Problema De Localização Em Robótica Móvel*. 98.
- Cucci, D. A., Rehak, M., & Skaloud, J. (2017). Bundle adjustment with raw inertial observations in UAV applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 1-12.
- Dinc, M., & Hajiyev, C. (2015). Integration of navigation systems for autonomous underwater vehicles. *Journal of Marine Engineering & Technology*, 14(1), 32-43. <https://doi.org/10.1080/20464177.2015.1022382>
- Dong, L., Xu, H., Feng, X., Han, X., & Yu, C. (2020). An Adaptive Target Tracking Algorithm Based on EKF for AUV with Unknown Non-Gaussian Process Noise. *Applied Sciences*, 10(10), 3413. <https://doi.org/10.3390/app10103413>

- Doshi, S. S. (2011). *Applications of inertial measurement units in monitoring rehabilitation progress of arm in stroke survivors* (Doctoral dissertation, Colorado State University).
- Edrisi, F., & Majd, V. J. (2015). Attitude estimation of an accelerated rigid body with sensor fusion based-on switching extended Kalman filter. *2015 AI & Robotics (IRANOPEN)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/RIOS.2015.7270737>
- Erdem, A. T., & Ercan, A. O. (2015). Fusing Inertial Sensor Data in an Extended Kalman Filter for 3D Camera Tracking. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(2), 538-548. <https://doi.org/10.1109/TIP.2014.2380176>
- Fang, W., Zheng, L., & Deng, H. (2016). A motion tracking method by combining the IMU and camera in mobile devices. *2016 10th International Conference on Sensing Technology (ICST)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICSensT.2016.7796235>
- Fetter Lages, W., & Bayan Henriques, R. V. (2019). Performance Evaluation of Data Fusion for Orientation Estimation in an Intelligent Inertial Measurement Unit. *2019 Latin American Robotics Symposium (LARS), 2019 Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and 2019 Workshop on Robotics in Education (WRE)*, 150-155. <https://doi.org/10.1109/LARS-SBR-WRE48964.2019.00034>
- Givens, M., Coopmans, C., & Christensen, R. (2019). An Estimation-Domain Approach to MEMS Multi-IMU Fusion for sUAS. *2019 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, 1048-1053. <https://doi.org/10.1109/ICUAS.2019.8797886>
- Grillo, C., & Montano, F. (2015). An Extended Kalman Filter-Based Technique for On-Line Identification of Unmanned Aerial System Parameters. *Journal of Aerospace Technology and Management*, 7(3), 323-333. <https://doi.org/10.5028/jatm.v7i3.412>
- Havlik, J., & Straka, O. (2015). Performance evaluation of iterated extended Kalman filter with variable step-length. *Journal of Physics: Conference Series*, 659, 012022. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/659/1/012022>
- Jiang, C., Zhang, S. B., & Zhang, Q. Z. (2016). A new adaptive h-infinity filtering algorithm for the GPS/INS integrated navigation. *Sensors*, 16(12), 2127.
- Kaniewski, P. (2020). Extended Kalman Filter with Reduced Computational Demands for Systems with Non-Linear Measurement Models. *Sensors*, 20(6), 1584. <https://doi.org/10.3390/s20061584>
- Kim, T., & Park, T.-H. (2020). Extended Kalman Filter (EKF) Design for Vehicle Position Tracking Using Reliability Function of Radar and Lidar. *Sensors*, 20(15), 4126. <https://doi.org/10.3390/s20154126>
- Kim, Y. M. (2007). Object Tracking In A Video Sequence. *CS*, 229, 366-384.
- Kim, D. Y., & Jeon, M. (2014). Data fusion of radar and image measurements for multi-object tracking via Kalman filtering. *Information Sciences*, 278, 641-652.

- Ko, N., Youn, W., Choi, I., Song, G., & Kim, T. (2018). Features of Invariant Extended Kalman Filter Applied to Unmanned Aerial Vehicle Navigation. *Sensors*, 18(9), 2855. <https://doi.org/10.3390/s18092855>
- Konigseder, F., Kemmetmuller, W., & Kugi, A. (2016). Attitude Estimation Using Redundant Inertial Measurement Units for the Control of a Camera Stabilization Platform. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 24(5), 1837-1844. <https://doi.org/10.1109/TCST.2015.2510324>
- Li, J., Bi, Y., Li, K., Wang, K., Lin, F., & Chen, B. M. (2018). *Accurate 3D Localization for MAV Swarms by UWB and IMU Fusion*, IEEE 14th International Conference on Control and Automation (ICCA), 6.
- Liang, Q., & Liu, M. (2020). A Tightly Coupled VLC-Inertial Localization System by EKF. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 5(2), 3129-3136. <https://doi.org/10.1109/LRA.2020.2975730>
- Liang, X., Chen, G., Zhao, S., Tong, G., Jiang, L., & Zhang, W. (2019). Remote Guidance Method of Unmanned Aerial Vehicle Based on Multi-sensors. *2019 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS)*, 297-302. <https://doi.org/10.1109/ICUS48101.2019.8995915>
- Ligorio, G. (2013). *Extended Kalman Filter-Based Methods for Pose Estimation Using Visual, Inertial and Magnetic Sensors: Comparative Analysis and Performance Evaluation*. 23. doi:10.3390/s130201919
- Lim, J. (2013). A target tracking based on bearing and range measurement with unknown noise statistics. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 8(6), 1520-1529.
- Liu, Yang, Ou, Y., & Han, W. (2019). *Mobile Robot Localization Based on Optical Sensor*, IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics, 6.
- Liu, Yu, Guo, S., Shi, L., Xing, H., Hou, X., Liu, H., Hu, Y., Xia, D., & Li, Z. (2019). Multi-Sensor Fusion Based Localization System for an Amphibious Spherical Robot. *2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, 2523-2528. <https://doi.org/10.1109/ICMA.2019.8816345>
- Mahmoud, A., & Atia, M. M. (2019). Hybrid IMU-Aided Approach for Optimized Visual Odometry. *2019 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/GlobalSIP45357.2019.8969460>
- Marron, M., Garcia, J. C., Sotelo, M. A., Cabello, M., Pizarro, D., Huerta, F., & Cerro, J. (2007). Comparing a Kalman Filter and a Particle Filter in a Multiple Objects Tracking Application. *2007 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/WISP.2007.4447520>
- Miraglia, G., Maleki, K. N., & Hook, L. R. (2017). Comparison of two sensor data fusion methods in a tightly coupled UWB/IMU 3-D localization system. *2017 International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)*, 611-618. <https://doi.org/10.1109/ICE.2017.8279941>

- Munguía, R., Urzua, S., & Grau, A. (2019). EKF-Based Parameter Identification of Multi-Rotor Unmanned Aerial Vehicles Models. *Sensors*, 19(19), 4174. <https://doi.org/10.3390/s19194174>
- Nguyen, L. A., Dung, P. T., Ngo, T. D., & Truong, X. T. (2019). Improving the accuracy of the autonomous mobile robot localization systems based on the multiple sensor fusion methods. *2019 3rd International Conference on Recent Advances in Signal Processing, Telecommunications & Computing (SigTelCom)*, 33-37. <https://doi.org/10.1109/SIGTELCOM.2019.8696103>
- Noureldin, A., Karamat, T. B., & Georgy, J. (2013). Inertial navigation system. In *Fundamentals of inertial navigation, satellite-based positioning and their integration* (pp. 125-166). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Oliveira, W. D. S., & Gonçalves, E. N. (2017). Implementação em c: Filtro de kalman, fusão de sensores para determinação de ângulos. *ForScience*, 5(3). <https://doi.org/10.29069/forscience.2017v5n3.e287>
- Ostadi, A., & Moosa Ayati. (2014). *Application of the extended Kalman filter to parameter identification of a micro gyroscope*. <https://doi.org/10.13140/2.1.1669.0249>
- Otegui, J., Bahillo, A., Lopetegi, I., & Diez, L. E. (2019). Evaluation of Experimental GNSS and 10-DOF MEMS IMU Measurements for Train Positioning. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 68(1), 269-279. <https://doi.org/10.1109/TIM.2018.2838799>
- Patel, A., Stocks, B., Fisher, C., Nicolls, F., & Boje, E. (2017). Tracking the Cheetah Tail Using Animal-Borne Cameras, GPS, and an IMU. *IEEE Sensors Letters*, 1(4), 1-4. <https://doi.org/10.1109/LSSENS.2017.2716618>
- Perez-Bachiller, S., Gualda, D., Perez, M. C., Villadangos, J. M., Urena, J., & Cervigon, R. (2018). Android Application for Indoor Location Using Sensor Fusion: Ultrasounds and Inertial Devices. *2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/IPIN.2018.8533785>
- Saha, M., Ghosh, R., & Goswami, B. (2015). Representing the Extended H_∞ Filter (EHF) as a Modified Extended Kalman Filter (EKF) for Predicting the Range of the Robustness Bound. In *Intelligent Computing and Applications* (pp. 453-467). Springer, New Delhi.
- Santana, A. M., Souza, A. A. S., Gonçalves, L. M. G., Alsina, P. J., & Medeiros, A. A. D. (2010). Fusion of Odometry and Visual Datas to Localization a Mobile Robot. *Sensor Fusion and Its Applications*, 18.
- Schneider, R., & Georgakis, C. (2013). How To NOT Make the Extended Kalman Filter Fail. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 52(9), 3354-3362. <https://doi.org/10.1021/ie300415d>
- Shi, X., Tan, J., & Zhang, D. (2019). Indoor Wheeled Robot Positioning Algorithm Based on Extended Kalman Filter. *2019 IEEE International Conferences on Ubiquitous Computing & Communications (IUCC) and Data Science and Computational Intelligence (DSCI) and Smart Computing, Networking and Services (SmartCNS)*, 541-546.

- Socci, N. D., Lee, D. D., & Sebastian Seung, H. (1998). The rectified Gaussian distribution. *Advances in neural information processing systems*, 350-356.
- Sun, R., Yang, Y., Chiang, K. W., Duong, T. T., Lin, K. Y., & Tsai, G. J. (2020). Robust IMU/GPS/VO integration for vehicle navigation in GNSS degraded urban areas. *IEEE Sensors Journal*, 20(17), 10110-10122.
- Suprem, A., Deep, V., & Elarabi, T. (2017). Orientation and Displacement Detection for Smartphone Device Based IMUs. *IEEE Access*, 5, 987-997. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2631000>
- Sy, L. W. F., Lovell, N. H., & Redmond, S. J. (2020a). *Estimating Lower Limb Kinematics using a Lie Group Constrained Extended Kalman Filter with a Reduced Wearable IMU Count and Distance Measurements* [Preprint]. ENGINEERING. <https://doi.org/10.20944/preprints202011.0166.v1>
- Tailanian, M., Paternain, S., Rosa, R., & Canetti, R. (2014). Design and implementation of sensor data fusion for an autonomous quadrotor. *2014 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) Proceedings*, 1431-1436. <https://doi.org/10.1109/I2MTC.2014.6860982>
- Topaloğlu, T. (t.y.). *Pasif Torpido Güdümü İçin Yeni Bir Yöntem*. 2019.
- Triwiyanto, Iranto, (2020). A Modeling Of Extended Kalman Filter To Improve Accuracy In Elbow Joint Angle Estimation. *Journal of Critical Reviews*, 7(12). <https://doi.org/10.31838/jcr.07.12.156>
- Valade, A., Acco, P., Grabolosa, P., & Fourniols, J.-Y. (2017). A Study about Kalman Filters Applied to Embedded Sensors. *Sensors*, 17(12), 2810. <https://doi.org/10.3390/s17122810>
- Vallado, D. A. (2001). *Fundamentals of astrodynamics and applications* (Vol. 12). Springer Science & Business Media.
- Veillard, D., Mailly, F., & Fraisse, P. (2016). EKF-based state estimation for train localization. *2016 IEEE SENSORS*, 1-3. <https://doi.org/10.1109/ICSENS.2016.7808726>
- Wahab, H. F., Katebi, R., & Villanova, R. (2012, July). Comparisons of nonlinear estimators for wastewater treatment plants. In *2012 20th Mediterranean Conference on Control & Automation (MED)* (pp. 764-769). IEEE.
- Wang, Y., Cheng, H., & Meng, M. Q. H. (2020). Pedestrian Motion Tracking by Using Inertial Sensors on the Smartphone. *ArXiv:2009.08824 [Cs]*. <https://doi.org/10.1109/IROS45743.2020.9341173>
- Webster, S. E., Walls, J. M., Whitcomb, L. L., & Eustice, R. M. (2013). Decentralized Extended Information Filter for Single-Beacon Cooperative Acoustic Navigation: Theory and Experiments. *IEEE Transactions on Robotics*, 29(4), 957-974. <https://doi.org/10.1109/TRO.2013.2252857>
- Wenzel, T. A., Burnham, K. J., Blundell, M. V., & Williams, R. A. (2006). Dual extended Kalman filter for vehicle state and parameter estimation. *Vehicle System Dynamics*, 44(2), 153-171. <https://doi.org/10.1080/00423110500385949>

- Woodman, O. J. (2007). *An introduction to inertial navigation* (No. UCAM-CL-TR-696). University of Cambridge, Computer Laboratory.
- Xiong, K., Wei, C., & Zhang, H. (2020). Q-learning for noise covariance adaptation in extended KALMAN filter. *Asian Journal of Control*, asjc.2336. <https://doi.org/10.1002/asjc.2336>
- Xu, W., He, D., Cai, Y., & Zhang, F. (2020). Robots State Estimation and Observability Analysis Based on Statistical Motion Models. *ArXiv:2010.05957 [Cs]*. <http://arxiv.org/abs/2010.05957>
- Xu, W., & Zhang, F. (2021). FAST-LIO: A Fast, Robust LiDAR-inertial Odometry Package by Tightly-Coupled Iterated Kalman Filter. *ArXiv:2010.08196 [Cs]*. <http://arxiv.org/abs/2010.08196>
- Xu, Y., Quo, J., & Guan, Y. (2017). EKF based multiple-mode attitude estimator for quadrotor using inertial measurement unit. *2017 36th Chinese Control Conference (CCC)*, 6191-6198. <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2017.8028342>
- Yang, Y., Liu, X., Liu, X., & Zhang, W. (2019). Multi-level variable dimension Extended Kalman Filter algorithm for UAV. *2019 Chinese Automation Congress (CAC)*, 1615-1620. <https://doi.org/10.1109/CAC48633.2019.8996890>
- Yao, L., Wu, Y.-W. A., Yao, L., & Liao, Z. Z. (2017). An integrated IMU and UWB sensor based indoor positioning system. *2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/IPIN.2017.8115911>
- Yap, H. J., Ng, J. G., Zakaria, Z. A., Taha, Z., Chang, S.-W., & Yap, K. S. (2016). Design and development of 6-DOF system for Virtual Bicycle. *Movement, Health & Exercise*, 5(2). <https://doi.org/10.15282/mohe.v5i2.100>
- Yomchinda, T. (2017). A method of multirate sensor fusion for target tracking and localization using extended Kalman Filter. *2017 Fourth Asian Conference on Defence Technology - Japan (ACDT)*, 1-7. <https://doi.org/10.1109/ACDTJ.2017.8259590>
- Yudanto, R. G., & Petre, F. (2015). Sensor fusion for indoor navigation and tracking of automated guided vehicles. *2015 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/IPIN.2015.7346941>
- Zhang, J., & Zhang, Z. (2006, August). Application of a strong tracking finite-difference extended kalman filter to eye tracking. In *International Conference on Intelligent Computing* (pp. 1170-1179). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Hou, S. Y., Chang, S. H., Hung, H. S., & Yang, W. (2012). Predictive Angle Tracking Algorithm Based on Extended Kalman Filter. In *Sensor Array*. IntechOpen.
- Zahraoui, Y., & Akherraz, M. (2020). Kalman Filtering Applied to Induction Motor State Estimation. İçinde D. G. Harkut (Ed.), *Dynamic Data Assimilation—Beating the Uncertainties*. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.92871>

- Zarai, K., & Cherif, A. (2021). Adaptive filter based on Monte Carlo method to improve the non-linear target tracking in the radar system. *Aerospace Systems*, 4(1), 67-74. <https://doi.org/10.1007/s42401-020-00080-9>
- Zhang, X., Xia, B., Tao, T., & Zhang, M. (2016). The Design of the Attitude Detection Algorithm of Underwater Robot. *2016 Sixth International Conference on Instrumentation & Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC)*, 984-988. <https://doi.org/10.1109/IMCCC.2016.165>

