

**BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
SAVUNMA TEKNOLOJİLERİ VE SİSTEMLERİ ANABİLİM DALI
SAVUNMA ELEKTRONİĞİ VE YAZILIMI TEZLİ YÜKSEK LİSANS
PROGRAMI**

**HAREKETLİ HEDEFLERİ TAKİP ETMEK İÇİN YER KONUŞLU
PLATFORMLARDA KULLANILAN İZLEME
ALGORİTMALARININ KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ**

HAZIRLAYAN

KÜBRA PAPUR

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ANKARA-2023

**BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
SAVUNMA TEKNOLOJİLERİ VE SİSTEMLERİ ANABİLİM DALI
SAVUNMA ELEKTRONİĞİ VE YAZILIMI TEZLİ YÜKSEK LİSANS
PROGRAMI**

**HAREKETLİ HEDEFLERİ TAKİP ETMEK İÇİN YER KONUŞLU
PLATFORMLARDA KULLANILAN İZLEME
ALGORİTMALARININ KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ**

**HAZIRLAYAN
KÜBRA PAPUR**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**TEZ DANIŞMANI
PROF. DR. FARUK ELALDI**

**TEZ EŞ DANIŞMANI
DR. NEBİ GÜL**

ANKARA – 2023

BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Savunma Teknolojileri ve Sistemleri Anabilim Dalı Savunma Elektronik ve Yazılım Tezli Yüksek Lisans Programı çerçevesinde Kübra PAPUR tarafından hazırlanan bu çalışma, aşağıdaki jüri tarafından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi: 11/09/2023

Tez Adı: Hareketli Hedefleri Takip Etmek İçin Yer Konuşlu Platformlarda Kullanılan İzleme Algoritmalarının Karşılaştırmalı Analizi

Tez Jüri Üyeleri (Unvanı, Adı - Soyadı, Kurumu)

İmza

Prof. Dr. Sezai ELAGÖZ, Emekli Öğretim Üyesi

.....

Prof. Dr. Ömer Faruk ELALDI, Başkent Üniversitesi

.....

Dr. Öğr. Üyesi Murat ÜÇÜNCÜ, Başkent Üniversitesi

.....

ONAY

Prof. Dr. Faruk ELALDI

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

Tarih: ... / 09 / 2023

BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

Tarih: 01/09/2023

Öğrencinin Adı, Soyadı: Kübra PAPUR

Öğrencinin Numarası: 22010236

Anabilim Dalı: Savunma Elektronik ve Yazılımı

Programı: Tezli Yüksek Lisans Programı

Eş-Danışmanın Unvanı/Adı, Soyadı: Dr. Nebi GÜL

Danışmanın Unvanı/Adı, Soyadı: Prof. Dr. Faruk ELALDI

Tez Başlığı: Hareketli Hedefleri Takip Etmek İçin Yer Konuşlu Platformlarda Kullanılan İzleme Algoritmalarının Karşılaştırmalı Analizi

Yukarıda başlığı belirtilen Yüksek Lisans/Doktora tez çalışmamın; Giriş, Ana Bölümler ve Sonuç Bölümünden oluşan, toplam 90 sayfalık kısmına ilişkin, 01/09/2023 tarihinde şahsım/tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 5'tir. Uygulanan filtrelemeler:

1. Kaynakça hariç
2. Alıntılar hariç
3. Beş (5) kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

“Başkent Üniversitesi Enstitüleri Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Usul ve Esaslarını” inceledim ve bu uygulama esaslarında belirtilen azami benzerlik oranlarına 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.

Öğrenci İmzası:

ONAY

Öğrenci Danışmanı,
Prof. Dr. Faruk ELALDI
Tarih: ... / ... / 20...

.....

TEŞEKKÜR

Tüm çalışma sürecimde bilgi ve tecrübeleri ile çalışmamın tamamlanmasında yolumu aydınlatan, beni destekleyen, sabırla ve ilgiyle tezin her adımında yardımcı olan ve bana güvenen kıymetli danışman hocalarım sayın Dr. Nebi GÜL ve sayın Prof. Dr. Faruk ELALDI'ya,

Çalışmamda yaptığı değerli yorumları ve önemli katkıları ile desteklerini eksik etmeyen kıymetli hocamız sayın Dr. Öğr. Üyesi Murat ÜÇÜNCÜ'ye,

Bu çalışmanın tamamlanmasında bana olan güveni, sonsuz anlayışı ve desteği için değerli müdürüm sayın Tolga DÜNDAR ve değerli baş ekip liderim sayın Aytaç ÇAVENT başta olmak üzere tüm ASELSAN çalışma arkadaşlarıma,

Bu çalışmayı gerçekleştirirken destekleri ve güvenleri ile manevi katkı sağlayan değerli arkadaşlarım Emre, Anıl, Serenay, Kübra, Elif ve Mehmet Burak'a,

Son olarak sevgili aileme özellikle de yaz tatilinden feragat ederek bana destek olan meslektaşım ve kardeşim Irmak PAPUR'a sabırları, yardımları, destekleri için sonsuz teşekkürlerimi iletiyorum.

ÖZET

Kübra PAPUR

HAREKETLİ HEDEFLERİ TAKİP ETMEK İÇİN YER KONUŞLU PLATFORMLARDA KULLANILAN İZLEME ALGORİTMALARININ KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ

Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Savunma Teknolojileri Ve Sistemleri Anabilim Dalı

2023

Bu tezde, sabit süratli ve sabit ivmeli hedef tipinin kullanıldığı hareket senaryoları için literatürdeki yaygın hedef izleme algoritmaları karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma yapılırken ortamda tek bir hedef olma durumu için Standart Kalman Filtresi, Genişletilmiş Kalman Filtresi, Kokusuz Kalman Filtresi ve Etkileşimli Çoklu Model Filtre kullanılmıştır. Sabit süratli ve sabit ivmeli hedeflere ait süreç gürültüsü değişmesi durumunda filtrelerin verdiği tepki karşılaştırılarak analiz edilmiştir. Kargaşa olmayan bir ortamda birden fazla hedef olma durumunda çoklu hedef izleme algoritmaları hedef izleme filtreleri ile birlikte kullanılmıştır. Tez kapsamında kullanılan algoritmalar en yakın komşuluk yöntemi ve ortak olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemidir. Ayrıca süreç gürültü standart sapması değiştirildiğinde çoklu hedef izleme algoritmalarının ortamda birden fazla hedef olma durumunda verdiği tepki ve hedef doğrultu kestirimleri karşılaştırılarak analiz edilmiştir.

ANAHTAR SÖZCÜKLER: Kalman Filtreleri, Süreç Gürültüsü, Hedef Takip Algoritmaları, Çoklu Hedef İzleme.

ABSTRACT

Kübra PAPUR

**A COMPARATIVE ANALYSIS OF TRACKING ALGORITHMS USED ON THE
GROUND BASED PLATFORM TO MONITOR MOVING TARGETS**

Başkent University Institute of Science and Engineering

Department of Defense Technologies and Systems

2023

In this thesis, common target tracking algorithms in the literature for motion scenarios using constant velocity and constant acceleration target type are compared. Standard Kalman Filter, Extended Kalman Filter, Unscented Kalman Filter and Interactive Multiple Model filter have been used for a single and moving target tracking. The main aim of this thesis is the demonstrate the effects on the filter response the change of the process noise. Multi-target tracking algorithms are used with target tracking filters for multiple targets in a non-clutter environment. These algorithms are the nearest neighbor method and the joint probabilistic data association method. In addition, the response of multitarget tracking algorithms response for more than one target in a non-clutter environment and target tracking have been analyzed by changing the process noise standard deviation.

ANAHTAR SÖZCÜKLER: Kalman Filters, Process Noise, Target Tracking Algorithms, Multiple Target Tracking.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT	iii
TABLolar LİSTESİ	vi
ŞEKİLLER LİSTESİ	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ	xii
1. GİRİŞ	1
1.1 İçerik ve Çalışma Konusu	1
1.2 Literatür Çalışmaları	3
2. HEDEF HAREKET MODELİ	5
2.1 Doğrusal Sabit Süratli Hareket Denklemi.....	5
2.2 Doğrusal Olmayan Sabit Süratli Hareket Denklemi	7
2.3 Sabit İvmeli Hareket Denklemi.....	8
3. STANDART KALMAN FİLTRESİ (SKF).....	9
3.1 SKF ile Doğrusal Sabit Süratli Hedef İzleme	12
3.2 SKF ile Sabit İvmeli Hedef İzleme Analizi	14
4. GENİŞLETİLMİŞ KALMAN FİLTRESİ (EKF)	18
4.1 Genişletilmiş Kalman Filtre Modeli.....	19
4.2 Hedef Hareket Modeli	21
4.3 EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsü Etkisi	24
4.4 EKF ile Sabit İvmeli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsünün Etkisi.....	30
5. KOKUSUZ KALMAN FİLTRE (UKF)	34
5.1 Kokusuz (<i>Unscented</i>) Kalman Filtre Modeli.....	35
5.2 UKF ile Sabit Süratli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsü Etkisi Analizi	39

5.3 UKF ile Sabit İvmeli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsü Etkisi Analizi	44
6. ETKİLEŞİMLİ ÇOKLU MODEL FİLTRE (IMM)	50
6.1 Filtreler Arası Etkileşim	51
6.2 Her Filtre İçin Kestirim Güncelleme	52
6.3 Filtrelerin Olasılık Hesaplamalarının Yapılması Aşaması	53
6.4 Filtrelerin Kestirim Ortaklaştırılması Aşaması	54
6.5 İvmeli Hedef Takibi Analizi (Filtre Geçiş Olasılığı Sıfır)	55
6.6 İvmeli Hedef Takibi Analizi (Filtre Geçiş Olasılığı 0.5)	57
6.7 İvmeli Hedef Takibi Analizi (Filtre Geçiş Olasılığı Bir)	60
6.8 IMM ile Sabit İvmeli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsü Etkisi Analizi	62
7. ÇOKLU HEDEF TAKİP ANALİZİ	64
7.1 En Yakın Komşu (NN) Yöntemi	64
7.1.1 En Yakın Komşu Yöntemi ve SKF ile Çoklu Hedef İzleme Analizi	66
7.1.2 En Yakın Komşu Yöntemi ve EKF ile Çoklu Hedef İzleme Analizi	71
7.2 Olasılık Veri İlişkilendirme (PDA) Yöntemi	75
7.3 Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme Yöntemi (JPDA)	79
7.3.1 JPDA ve Standart Kalman Filtresi Hedef İzleme Analizi	83
8. SONUÇ	88
KAYNAKLAR	91

TABLÖLAR LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 3.1.1. Hedef#1 Özellikleri	12
Tablo 3.1.2. Konum Hatası Analizi	14
Tablo 3.2.1. SKF Konum Hatası Analizi	17
Tablo 4.3.1. EKF ile Kestirimi Yapılan Hedef#2 Bilgileri	24
Tablo 4.3.2. EKF Süreç Gürültüsü Değişimi ve Konum Hatası Analizi	28
Tablo 4.4.1. EKF ile Kestirimi Yapılan Hedef #3 Bilgileri	30
Tablo 4.4.2. EKF ile Sabit İvmeli Hedef için Konum Hatası Analizi	33
Tablo 5.2.1. UKF ile Kestirimi Yapılan Hedef#2 Bilgileri	39
Tablo 5.2.2. Süreç Gürültüsünün Konum Hatası Etkisi Analizi (UKF)	44
Tablo 5.3.1. Sabit İvmeli Hedef#3 Özellikleri	44
Tablo 5.3.2. Süreç Gürültüsünün Konum Hatası Etkisi Analizi (UKF)	49
Tablo 6.5.1. Filtreler Arası (IMM içinde) Geçiş Olasılığı ve Model Olasılığı Tablosu	55
Tablo 6.6.1. Filtreler Arası (IMM içinde) Geçiş Olasılığı ve Model Olasılığı Tablosu	58
Tablo 6.7.1. Filtreler Arası (IMM içinde) Geçiş Olasılığı ve Model Olasılığı Tablosu	60
Tablo 7.1.1.1. NN ile Takip Edilen Sabit Süratli İki Hedef için Bilgi Tablosu	66
Tablo 7.1.1.2. NN ile Takip Edilen Sabit Süratli İki Hedef Bilgisi	68
Tablo 7.1.1.3. NN ile Takip Edilen İki Sabit Süratli Hedefin Bilgileri	69
Tablo 7.1.2.1. NN-EKF ile Takip Edilen Sabit İvmeli Hedef Bilgileri	71
Tablo 7.1.2.2. NN-EKF ile Takip Edilen Hedef Bilgileri	73
Tablo 7.3.1. Hedefler Bazında Veri İlişkilendirme Olasılığı Hesaplama Tablosu	81
Tablo 7.3.1.1. JPDA ile Takip Edilen Sabit Süratli Hedef Bilgileri	83
Tablo 7.3.1.2. JPDA ile Takip Edilen Hedef Bilgileri	84

Tablo 7.3.1.3. JPDA ile Takip Edilen Hedef Bilgileri	86
--	----



ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2.2.1. İki Boyutlu Doğrusal Olmayan Sabit Süratli Hareket Modeli [6].....	7
Şekil 3.1.1. Standart Kalman Filtresi Hedef İzleme Performansı	13
Şekil 3.1.2. SKF Yatay Dikey Eksen Konum Hatası Grafiği.....	13
Şekil 3.2.1. SKF ile Doğrusal Olmayan Hedef İzleme Y Eksenini.....	15
Şekil 3.2.2. SKF ile Doğrusal Olmayan Hedef İzleme X Eksenini.....	16
Şekil 3.2.3. SKF ile Doğrusal Olmayan Hedef İzleme XY Eksenini.....	16
Şekil 3.2.4. SKF Yatay Dikey Eksen Konum Hatası Grafiği.....	17
Şekil 4.1. Genişletilmiş Kalman Filtre Blok Şeması.....	19
Şekil 4.3.1. EKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirim Grafiği	24
Şekil 4.3.2. Yatay Eksende EKF ile Hedef Kestirimi	25
Şekil 4.3.3. Düşey Eksende EKF ile Hedef Kestirimi.....	25
Şekil 4.3.4. EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 100 Kat Artış).....	25
Şekil 4.3.5. EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 1000 Kat Artış).....	26
Şekil 4.3.6. EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 5000 Kat Artış).....	26
Şekil 4.3.7. EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 100 Kat Artış).....	26
Şekil 4.3.8. EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 1000 Kat Artış).....	27
Şekil 4.3.9. EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 5000 Kat Artış).....	27
Şekil 4.3.10. Konum Hatası Zaman Grafiği (SG Sabit)	27
Şekil 4.3.11. Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 100 Kat Artış)	28
Şekil 4.3.12. Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 1000 Kat Artış)	28
Şekil 4.3.13. Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 5000 Kat Artış)	28

Şekil 4.4.1. Düşey Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi	30
Şekil 4.4.2. Düşey Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış) ...	30
Şekil 4.4.3. Düşey Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış) ...	31
Şekil 4.4.4. Yatay Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi	31
Şekil 4.4.5. Yatay Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış)....	31
Şekil 4.4.6. Yatay Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış)....	32
Şekil 4.4.7. EKF ile Sabit İvmeli Hedefin Konum Hatası Grafiği.....	32
Şekil 4.4.8. EKF ile Sabit İvmeli Hedefin Konum Hatası Grafiği (SG 1000 Kat Artış).....	32
Şekil 4.4.9. EKF ile Sabit İvmeli Hedefin Konum Hatası Grafiği (SG 5000 Kat Artış).....	33
Şekil 5.1. Unscented Dönüşümü ~ Sigma Noktalarının Dağılımı [7]	34
Şekil 5.2.1. Yatay Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirim Grafiği.....	40
Şekil 5.2.2. Düşey Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi	40
Şekil 5.2.3. Yatay Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 100 Kat Artış)	41
Şekil 5.2.4. Yatay Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış) ..	41
Şekil 5.2.5. Yatay Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış) ..	41
Şekil 5.2.6. Düşey Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 100 Kat Artış)....	42
Şekil 5.2.7. Düşey Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış)..	42
Şekil 5.2.8. Düşey Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış)..	42
Şekil 5.2.9. UKF Konum Hatası Zaman Grafiği	43
Şekil 5.2.10. UKF Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 100 Kat Artış)	43
Şekil 5.2.11. Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 1000 Kat Artış)	43
Şekil 5.2.12. UKF Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 5000 Kat Artış)	43
Şekil 5.3.1. Yatay Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Grafiği.....	45
Şekil 5.3.2. Düşey Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Grafiği	45

Şekil 5.3.3. Düşey Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 100 Kat Artış)	46
Şekil 5.3.4. Düşey Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış) ..	46
Şekil 5.3.5. Düşey Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış) ..	46
Şekil 5.3.6. Yatay Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 100 Kat Artış).....	47
Şekil 5.3.7. Yatay Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim (SG 1000 Kat Artış)....	47
Şekil 5.3.8. Yatay Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim (SG 5000 Kat Artış)....	47
Şekil 5.3.9. UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası	48
Şekil 5.3.10. UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (SG 1000 Kat Artışı).....	48
Şekil 5.3.11. UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (SG 5000 Kat Artışı).....	48
Şekil 6.5.1. Yatay Eksende IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.01).....	56
Şekil 6.5.2. Düşey Eksende IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.01)	56
Şekil 6.5.3. IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (FGO = 0.01).....	57
Şekil 6.6.1. Yatay Eksende IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.5).....	58
Şekil 6.6.2. Düşey Eksende IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.5)	58
Şekil 6.6.3. IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Konum Hatası (FGO = 0.5).....	59
Şekil 6.7.1. Yatay Eksende IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.99).....	60
Şekil 6.7.2. Düşey Eksende IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.99)	61
Şekil 6.7.3. IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO 0.99)	61
Şekil 6.7.4. IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (FGO = 0.99).....	62
Şekil 6.8.1. IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 500 Kat Artışı)	63
Şekil 6.8.2. IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi Konum Hatası (SG 500 Kat Artışı)....	63
Şekil 7.1.1.1. NN-SKF ile Sabit Süratli ve Paralel Çoklu Hedef İzleme Grafiği.....	66
Şekil 7.1.1.2. Konum Hatası Grafiği (Hedef1).....	67
Şekil 7.1.1.3. Konum Hatası Grafiği (Hedef2).....	67

Şekil 7.1.1.4. NN-SKF ile Eş Zamanlı Hareket Eden Sabit Süratli İki Hedef Kestirimi	68
Şekil 7.1.1.5. NN-SKF ile Eş Zamanlı Hareket Eden Sabit Süratli İki Hedef Kestirimi	69
Şekil 7.1.1.6. NN-SKF ile Hedef Yörünge Kestirimi Konum Hatası Grafiği (Hedef#1) ...	70
Şekil 7.1.1.7. NN-SKF ile Hedef Yörünge Kestirimi Konum Hatası Grafiği (Hedef#2) ...	70
Şekil 7.1.2.1. NN-EKF ile Sabit İvmeli Çoklu Hedef İzleme Grafiği.....	71
Şekil 7.1.2.2. NN-EKF ile Hedef Yörünge Kestirimi Konum Hatası Grafiği (Hedef1)	72
Şekil 7.1.2.3. NN-EKF ile Hedef Yörünge Kestirimi Konum Hatası Grafiği (Hedef2)	72
Şekil 7.1.2.4. NN-EKF Hedef Kestirimi Grafiği.....	73
Şekil 7.1.2.5. Konum Hatası Grafiği (Hedef #4).....	74
Şekil 7.1.2.6. Konum Hatası Grafiği (Hedef #3).....	74
Şekil 7.3.1. Üç Hedefli Kargaşa Ortamı.....	80
Şekil 7.3.1.1. JPDA-SKF ile Sabit Süratli ve Paralel Çoklu Hedef İzleme.....	83
Şekil 7.3.1.2. JPDA-SKF ile Sabit Süratli ve Paralel Çoklu Hedef İzleme.....	84
Şekil 7.3.1.3. JPDA Kestirimi Konum Hatası-Zaman Grafiği (Hedef #2).....	85
Şekil 7.3.1.4. Artan Süreç Gürültüsü ile JPDA-SKF Çoklu Hedef Kestirim Grafiği	86
Şekil 7.3.1.5. Artan Süreç Gürültüsü ile JPDA Konum Hatası Grafiği	87

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

A	Geçiş Matrisi
k	zaman
G_k	Kalman Filtre Kazancı
$H, \nabla h x$	Ölçüm Matrisi
P_k	Durum Kovaryansı
S_k	İnovasyon Kovaryansı
Q_k	Süreç Gürültüsü
R_k	Ortam Gürültüsü
v_k	İnovasyon
z_k, y_k	Ölçüm modeli
x_k	Durum Vektörü
K	ikincil ölçeklendirme parametresi
L	rassal değişken boyutu
α	sigma noktalarının yayılma mesafesi
λ	Filtre Ölçeklendirme Parametresi
$\nabla f x$	Jacobien Matris
KF	Kalman Filter (Kalman Filtresi)
SKF	Standart Kalman Filter (Normal Kalman Filtre)
EKF	Extended Kalman Filter (Genişletilmiş Kalman Filtre)
UKF	Unscented Kalman Filter (Kokusuz Kalman Filtre)
IMM	Interactive Multiple Model (Etkileşimli Çoklu Filtre)
SG	Process Noise (Süreç Gürültüsü)
FGO	Filter Transition Probability (Filtre Geçiş Olasılığı)
NN	Nearest Neighbor (En Yakın Komşuluk Yöntemi)
DF	Degrees of Freedom (Serbestlik Derecesi)
NN-SKF	Standart Kalman Filtresi ile Kullanılan En Yakın Komşu Algoritması
NN-EKF	Genişletilmiş Kalman Filtresi ile Kullanılan En Yakın Komşu Algoritması
PDA	Probability Data Association (Olasılıksal Veri İlişkilendirme)
JPDA	Joint Probability Data Association (Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme)

1. GİRİŞ

1.1 İçerik ve Çalışma Konusu

Bu tez çalışmasının amacı tekli ve çoklu hedef takibinde, yer konuşlu platformlarda kullanılan Kalman Filtresi çeşitlerinin hedef takip performanslarını mukayeseli analiz etmektir. Bu kapsamda analiz gerçekleştirmek için üç adet hedef hareket modeli kullanılmıştır. Bunlar; doğrusal sabit süratli, doğrusal olmayan sabit süratli ve doğrusal olmayan sabit ivmeli hedef hareket modelleridir. Ortamda tek hedef olması durumu için Standart Kalman filtresi (SKF), Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF), Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) ve Etkileşimli Çoklu Model Kalman (IMM) filtre kullanılmıştır. Bu çerçevede, Standart Kalman Filtresinin doğrusal olmayan fonksiyonlara verdiği tepkiyi analiz etmek amacıyla sabit süratli hedef hareket modeli geçiş matrisi ve sabit ivmeli hedef hareket modeli geçiş matrisi ayrı ayrı MATLAB içine gömülerek Standart Kalman Filtresi hedef kestirim sonuçları bölüm 3 içinde karşılaştırılmıştır.

Literatürde sabit ivmeli hedef hareket senaryoları için UKF ve EKF filtreleri önerilmektedir; ancak, sabit süratli hedef hareket senaryosunda süreç gürültüsü değişiminin önerilen bu iki filtreden hangisinin kestirim performansında daha kararlı davranacağı ile ilgili çalışmalarda detaylı analize rastlanılmamıştır. Bu tez kapsamında süreç gürültüsünün değişiminin EKF ve UKF hedef kestirim performansının artış/azalış durumuna etkisinin analiz edilmesi ve karşılaştırılması için Bölüm 4 ve Bölüm 5 içinde MATLAB ortamında özgün kod ile yapılan çalışmalar ortaya konulmuştur.

Bu tez kapsamında etkileşimli çoklu model (IMM) filtre ile yapılan çalışmaların amacı filtre geçiş olasılığı katsayısının IMM filtre hedef kestirim performansına etkisini analiz tanıtlamaktır. Filtre geçiş olasılık katsayıları 0 ile 1 arasında değiştirilerek IMM filtre tepkisinin hedef takip performansına etkisinin analizi Bölüm 6 içinde detaylı olarak gerçekleştirilmiştir. Ayrıca süreç gürültüsü etkisinin IMM filtre performansına analizi de çalışılmıştır. Etkileşimli çoklu model için yapılan analiz, standart kalman filtresi ve genişletilmiş kalman filtresi entegrasyonu ile oluşturulmuştur.

Ortamda birden fazla hedef olma durumunda hedef kestirimi için Kalman filtresi çoklu hedef izleme algoritmaları ile kullanılmıştır. Bu kapsamda kullanılan çoklu hedef izleme algoritmaları; en yakın komşuluk yöntemi, olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi ve ortak olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemleridir. En yakın komşuluk yöntemi sırasıyla standart kalman filtresi (sabit süratli iki hedef için) ve genişletilmiş kalman filtresi (sabit ivmeli iki hedef için) ile gözlemlerin hedeflerden geldiği varsayılarak ayrı ayrı çalışılmıştır, yani kargaşa ortamı olmadığı kabul edilmiştir. Bu tez kapsamında sabit süratli ve birbirine paralel doğrultuda hareket gerçekleştiren iki hedefin en yakın komşu algoritması kullanılan standart kalman filtresi ile takibi yapılarak hedef kestirim performans analizi çalışılmıştır. Ayrıca, manevralı ve yakın hareket gerçekleştiren iki hedefin en yakın komşuluk algoritması gömülü genişletilmiş kalman filtresi ile takibi sırasında kestirim performansı incelenmek için matlab ortamında analiz edilmiştir. Yanı sıra süreç gürültüsünün değişiminin hedef takip performansına yönelik analizini gözlemlemek için Bölüm 7.1 başlığı altında çalışılmıştır. Ortak olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi için ortamda kargaşa ortamında yer almayan üç hedef için hedef takip performansı analiz edilmiştir. En yakın komşuluk yöntemi ve ortak olasılıksal veri ilişkilendirme algoritmalarının analiz sonuçlarını eşit şartlar altında karşılaştırmak için filtrelerde aynı hedefler kullanılmıştır. Süreç gürültü katsayıları her iki algoritmada kullanılan hedefler için aynı oranda arttırılarak çoklu hedef izlemede kullanılan bu iki algoritmanın karşılaştırması yapılmıştır. Açıklanan analizlerin yapılması için filtre, hedef ve algoritma matematiksel denklemleri özgün kod olarak Matlab R2022B ortamında yazılmıştır.

1.2 Literatür Çalışmaları

P. S. Madhukar ve L. B. Prasad tarafından 2020 yılında yapılan çalışma ile doğrusal olmayan sistemler için Genişletilmiş Kalman Filtresi ve Kokusuz Kalman filtresi kestirim sonuçları karşılaştırılmıştır, amaç lineer olmayan sistemlerde önerilen iki kalman filtresinin kestirim sonuçlarını analiz etmektir, sonuçlarda doğrusal olmayan sistemler için Kokusuz Kalman filtresi önerilmiştir [26].

B. Erol ve arkadaşları tarafından yapılan İnsansız Sualtı Aracı Hareketinin Kalman Filtre ile Kestirimi ve Makine Öğrenmesi çalışmasında doğrusal olmayan modele sahip sualtı aracının genişletilmiş kalman filtresi ve kokusuz kalman filtresi kestirim sonuçları karşılaştırılmıştır, ayrıca ölçüm gürültüsü etkisini analiz etmek amacıyla matlab ortamında her iki filtre için karşılaştırmalı analizler yapılmıştır, sonuç olarak Kokusuz Kalman filtresi hedef kestirim performansının yüksek olduğu belirtilmiştir [23].

C. Liu, P. Shui ve S. Li tarafından yapılan çalışmada Genişletilmiş ve Kokusuz Kalman filtreleri hedef takip analizi kestirim sonuçları gerçekleştirilmiştir, ayrıca *unscented* transform ile genişletilmiş kalman filtresi birleştirilerek yeni bir filtre olduğu belirtilen kokusuz genişletilmiş kalman filtresi açıklanmıştır. Genişletilmiş, Kokusuz ve Kokusuz Genişletilmiş Kalman filtreleri hedef kestirim performansları analiz edilerek Kokusuz Genişletilmiş Kalman filtresi önerilmiştir [25].

J. Hartikainen, A. Solin ve S. Särkkä tarafından çalışmada Genişletilmiş ve Kokusuz Kalman Filtre için doğrusal ve doğrusal olmayan sistemlerde kestirim performansı analiz edilmiştir, ayrıca IMM-EKF ve IMM-UKF ile yapılan simülasyon çalışmaları sonucunda IMM-UKF çalışmasının manevralı hedefler için kestirim performansının daha başarılı olduğu belirtilmiştir [27].

E. K. Babacan, L. Özbek ve C. Biçer tarafından yapılan Uyarlı Kokusuz Kalman Filtresi çalışmasında doğrusal olmayan durum uzay modellerinde eksik sistem bilgisinden meydana gelebilecek problemlerin üstesinden gelmek için durum ve gözlem kovaryanslarının uyarlanması ile yeni bir uyarlı kokusuz kalman filtresi modeli geliştirilmiştir [22].

A. G. Pakfiliz tarafından gerçekleştirilen Parazit Yankılı Ortamda Manevra Yapan Birden Çok Hedefin Takibi İçin Olasılıksal Bir Takip Algoritması Geliştirilmesi

alışmasında manevralı ve manevrasız hedeflerin takibi analizinde süreç gürültüsünün standart sapması sabit tutularak farklı parazit yankılı ortamlar için simülasyonlar koşturulmuştur. Her bir durum için OVİ (olasılıksal veri ilişkilendirme), GBOVİ (Genlik Bilgisi İlave Edilmiş OVİ), KEÇMOVİ (karşılıklı etkileşimli çoklu model OVİ) ve BOVİ (birleştirilmiş OVİ) takip algoritmaları karşılaştırmalı analizi yapılmıştır [13].

H.W de Waard tarafından yapılan çalışmada en sık kullanılan dört veri ilişkilendirme yöntemi küresel en yakın komşu, olasılıksal veri ilişkilendirme, ortak olasılıksal veri ilişkilendirme ve çoklu hipotez izleme yaklaşımı ele alınmış, kargaşa ortamında yer alan hedefler için analizler yapılarak bu yöntemlerin karşılaştırılmalı analizi ele alınmıştır [24].

A. Lana tarafından yapılan çalışmada tekli hedef izleme yöntemleri incelenmiş ve kestirim sonuçları sabit ve manevra gerçekleştiren hedefler için analiz edilmiştir, çoklu hedef izleme algoritmaları en yakın komşu, olasılıksal veri ilişkilendirme, ortak olasılıksal veri ilişkilendirme ve çoklu hipotez izleme yöntemleri incelenerek ortamda iki hedef olması durumunda kestirim performansları analiz edilmiştir. Ayrıca ölçüm gürültüsünün etkisinin çoklu hedef izleme algortimalarına analizi yapılmıştır. Sonuç olarak tekli hedef izleme filtreleri içinde manevralı hareket gerçekleştiren hedefler için kokusuz kalman filtresi, gerçek hareket ortamında bir hedef için IMM kalman filtresi önerilmiştir [2].

2. HEDEF HAREKET MODELİ

Kalman Filtresi ile hedef hareket tahmini, bir sonraki zaman adımına ilişkin durum tahminini son kestirim değerine dayanarak yapar. Kalman Filtresi ile hedef takibi iki aşamaya ayrılır, bunlar Tahmin ve Güncelleme adımlarıdır. Belli bir anda hedefle ilgili mevcut bilgileri kullanarak geçerli zaman için durumun en iyi tahminini hesaplamak amacıyla uygulanan adım tahmin adımıdır. Tahminlerdeki belirsizliğin arttığı yer burasıdır [20]. Mevcut en iyi durum tahmininin, bir sonraki tahmini üretmek için kullanıldığı ölçümler veya bilgilerin olduğu adım ise güncelleme adımıdır. Tahmindeki belirsizliğin azaldığı yer tam da burasıdır [20].

Bu tez çalışmasında hedef takip filtrelerinin ve çoklu hedef algoritmalarının farklı hareket senaryolarındaki tepkilerini ölçmek amacıyla üç farklı hareket modeli kullanılmıştır. Bu hareket modelleri sabit süratli doğrusal hareket senaryosu, sabit süratle X-Y ekseninde sabit bir baş açısıyla gerçekleşen hareket modeli, sabit ivme ile X-Y ekseninde belli bir baş açısıyla gerçekleşen manevralı hareket senaryosu olarak isimlendirilmiştir.

2.1 Doğrusal Sabit Süratli Hareket Denklemi

Doğrusal sabit süratli hareket senaryosunda hedefin (ilk konumu olabilir veya ilk konumu sıfır kabul edilebilir) aynı zaman aralıklarında aynı miktarda yer değiştirmesi durumu mevcuttur. Eşitlik 2.1’de yer alan t zamanı, V sabit sürati, x_b başlangıç konumunu, $x(t)$ zamana bağlı konum değiştirmeyi ifade etmektedir [6].

$$x(t) = x_b + Vt \quad (2.1)$$

Hedeflerin özellikle harekât ortamında sabit süratli hedef hareketi gerçekleştirme olasılıkları çok düşüktür. Yani sistem hızında artış ve azalış meydana gelir. Bu durum eşitlik 2.1 hareket modeline ivme ekleyerek/çıkartarak gösterilebilir. Bu tez kapsamında eşitlik 2.1’e eklenen ivmenin katsayısı düşük tutularak hedef ortalama hızının sabite yakın kalması sağlanır.

$$x_k = A x_{k|k-1} + q_k \quad (2.2)$$

Eşitlik 2.2 hareket modelinde yer alan k anındaki durum vektörü x_k , bir önceki anda $k-1$ yer alan durum vektörünün $x_{k|k-1}$, geçiş matrisi A ile çarpımı ve buna eklenen q gürültüsü ile formüle edilmiştir [20].

$$\begin{bmatrix} x_k \\ V_{Xk} \\ y_k \\ V_{Yk} \end{bmatrix} = A * \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ V_{Xk-1} \\ y_{k-1} \\ V_{Yk-1} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Bu tez kapsamında *Hedef#1* olarak isimlendirilen hareketlinin Geçiş matrisinin (A) hesaplanması eşitlik 2.3 alanında gösterilmektedir. Hesaplanan matris formu eşitlik 2.4 alanında gösterilmiştir. Birinci satır x eksenindeki konumu (x_k), 2. Satır x eksenindeki sürati (V_{Xk}), 3. Satır Y eksenindeki konumu (y_k), 4. Satır Y eksenindeki sürati (V_{Yk}) gösterir.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

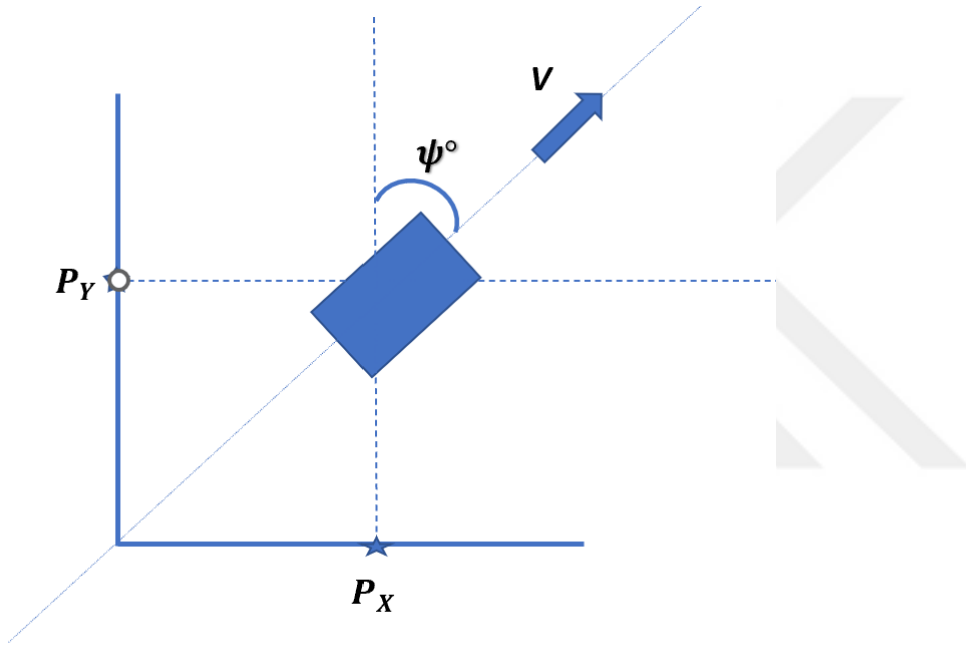
Bu tez kapsamında *Hedef#1* için kullanılan Gürültü Vektörü matrisi (Γ), q_x (yatay eksen için) ve q_y (düşey eksen için) gauss dağılımına sahip rassal değişkenler olmak üzere hesaplamalar denklem (2.5) ile ifade edilir.

$q_x \sim N(0, \sigma_x^2)$ ve $q_y \sim N(0, \sigma_y^2)$ olmak üzere;

$$\begin{bmatrix} x_k \\ V_{Xk} \\ y_k \\ V_{Yk} \end{bmatrix} = A * \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ V_{Xk-1} \\ y_{k-1} \\ V_{Yk-1} \end{bmatrix} + \Gamma q_{xy} \rightarrow q_{xy} = \begin{bmatrix} q_x \\ q_y \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} T^2/2 & T \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

2.2 Doğrusal Olmayan Sabit Süratli Hareket Denklemi

Bu tez kapsamında kullanılan ikinci hareket modelidir. Tezin ilerleyen bölümleri için *Hedef#2* olarak isimlendirilmiştir. Şekil 2.2.1 üzerinde hareket modeli temsili olarak gösterilmiştir. X eksenindeki konumu P_x , Y eksenindeki konumu P_y , gerçek kuzeyle yaptığı açı ψ^0 ve ortalama sürati V ile ifade edilen hareketin süreç modeli 2.6 denkleminde matris formu ile açıklanmıştır [6]. Bu hedef senaryosu için hız ve baş açısı değişimi olmaması amacıyla açısal değişimi ifade eden $\dot{\psi}$ ve ivmeyi ifade eden i değerleri sıfır olarak seçilmiştir [6].



Şekil 2.2.1 İki Boyutlu Doğrusal Olmayan Sabit Süratli Hareket Modeli [6]

$$\begin{bmatrix} P_x \\ P_y \\ \psi \\ v_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_x \\ P_y \\ \psi \\ v_{k-1} \end{bmatrix} + \Delta t \begin{bmatrix} v_{k-1} \cos(\psi_{k-1}) \\ v_{k-1} \sin(\psi_{k-1}) \\ \dot{\psi} \\ i \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Bu tez kapsamında Hedef#2 için kullanılan Gürültü Vektörü matrisi eşitlik 2.7 ile verilmiştir. Hız ve baş açısı sabit kalması istenildiğinden Denklem 2.7 için 3. ve 4. Satırda eklenen gürültüler sıfır olarak belirlenmiştir. Detaylar 4.2 Hedef Hareket Modeli başlığı altında verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} T^{2/2} & 0 \\ 0 & T^{2/2} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

2.3 Sabit İvmeli Hareket Denklemi

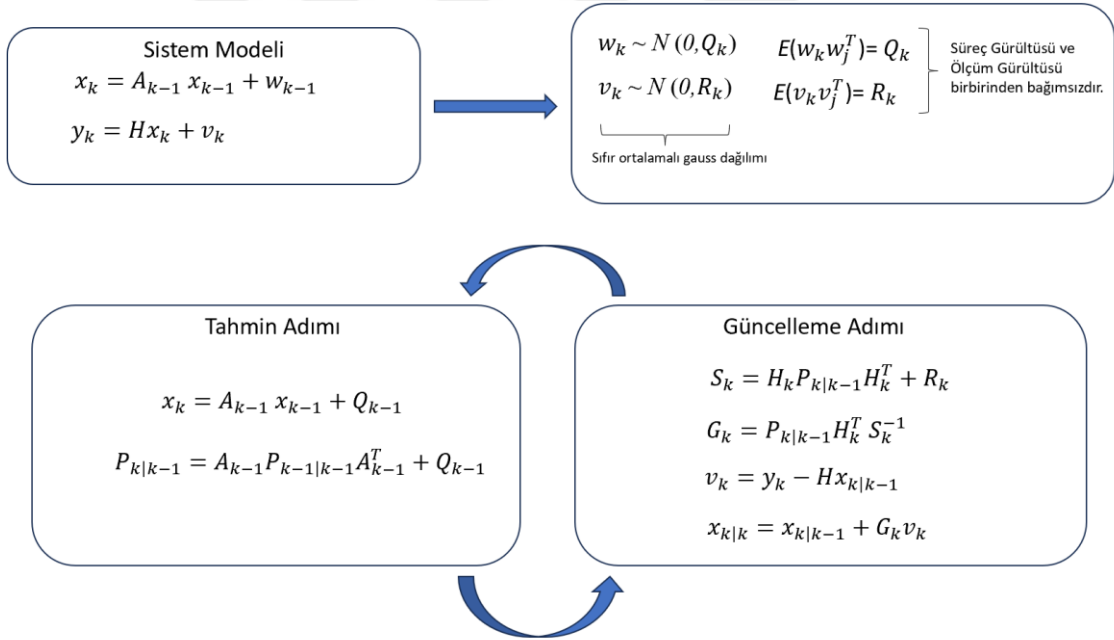
Eşitlik 2.8 ile verilen bu hareket senaryosunda, sabit ivmeye sahip bir hareketlinin ivmesinin yön ve büyüklüğü değişmektedir. Aynı zaman aralıklarında aynı oranda hızlanmakta veya aynı oranda yavaşlamakta olan hedef senaryoları için kullanılmıştır. Denklemden yer alan t zamanı, V başlangıç süratini, x_b başlangıç konumunu, a sabit ivmeyi, $x(t)$ zamana bağlı konum değiştirmeyi ifade etmektedir [6].

$$x(t) = x_b + Vt + \frac{1}{2}at^2 \quad (2.8)$$

Bu tez kapsamında kullanılan üçüncü hedef hareket modelidir. Tezin ilerleyen bölümleri için Hedef#3 olarak isimlendirilmiştir. Şekil 2.2.1 ile gösterilen hedef modelinin aynısı geçerlidir, tek farkı sabit ivme ile hız değişimine sahip olmasıdır. Denklem (2.6)'da kullanılan hareket modeli Hedef#3 için geçerlidir. Aynı şekilde Denklem (2.7)'de kullanılan gürültü matrisi Hedef#3 için geçerlidir [6]. Detaylar 4.2 Hedef Hareket Modeli başlığı altında verilmiştir.

3. STANDART KALMAN FİLTRESİ (SKF)

Standart Kalman filtresinde Markov zinciri temel alınmakta, bir sonraki durum kestirimi için önceki durum kestirimi ve yeni ölçüm değeri kullanılmaktadır. Standart Kalman Filtresi, temel olarak, bazı varsayılan koşullar karşılandığında tahmin edilen hata kovaryansını en aza indirmesi açısından optimal tahmin özelliğine sahip olan bir matematiksel denklemdir [1]. Yaygın olarak kullanılma nedenleri arasında en önemli özelliği basit uygulanabilir filtre yapısına sahip olması ve güvenilir sonuçlar üretmesi yer almaktadır. Standart kalman filtresindeki her iterasyonun amacı yeni gözlemdeki bilgilere dayanarak sistemin durum vektörünü ve bu vektörün kovaryansını güncellemektir. Standart Kalman filtresi gözlemlerden alınan bilgilerin belirli ve sabit zaman aralıklarında alındığını ve sistemin doğrusal bir sistem olduğunu varsayar.



Şekil 3.1 Standart Kalman Filtre Blok Şeması

Standart Kalman Filtresi; tahmin ve güncelleme olmak üzere iki aşamadan oluşan geri beslemeli bir filtre mekanizmasıdır. Bu “tahmin” ve “güncelleme” için literatürde sıklıkla karşılaşılan diğer iki terim sırasıyla “yayılım” (*propagation*) ve “düzeltme” (*correction*) tabirleridir. Bu tahmin ve güncelleme adımlarının matematiksel ifadeleri açıklanmıştır.

Tahmin denklemleri iki formülden oluşur. Bunlar Tahmin Durum Vektörü ve Tahmin Durum Vektörü Kovaryansı olarak kullanılmaktadır. Tahmin ve güncelleme adımları Hareket Modeli ve Ölçüm Modeli ile doğrudan ilişkilidir. Hareket modeli, hedef durum vektörünün zaman için nasıl yayılım yaptığını belirler. Ölçüm modeli ise, her bir anda hedefin gerçek durum vektöründen nasıl ölçümler elde edileceği sorusunun yanıtını verir. Öncelikle Standart Kalman Filtresi için kullanılan denklem ve açıklamaları aşağıda ele alınmıştır.

Durum vektörü denklem 3.1 ile tanımlanır.

$$x_k = A_{k-1} x_{k-1} + Q_{k-1} \quad (3.1)$$

Tahmin edilen Durum Kovaryansı denklem 3.2 ile tanımlanır.

$$P_{k|k-1} = A_{k-1} P_{k-1|k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (3.2)$$

İnovasyon Kovaryansı denklem 3.3 ile tanımlanır.

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \quad (3.3)$$

Kalman Filtresi Kazancı denklem 3.4 ile tanımlanır.

$$G_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \quad (3.4)$$

Ölçüm modeli denklem 3.5 ile tanımlanır.

$$y_k = H x_k + R_k \quad (3.5)$$

İnovasyon denklem 3.6 ile tanımlanır.

$$v_k = y_k - H x_{k|k-1} \quad (3.6)$$

Durum güncelleme adımı denklem 3.7 ile tanımlanır.

$$x_{k|k} = x_{k|k-1} + G_k v_k \quad (3.7)$$

Kovaryans güncelleme adımı denklem 3.8 ile tanımlanır.

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - G_k S_k G_k^{-1} \quad (3.8)$$

Denklem 3.1, Standart Kalman Filtresi hareket fonksiyonu olup “ $k-1$ ” anındaki durum vektörünü k anındaki durum vektörüyle ilişkilendirmektedir. “ x_k ”, durum vektörünü, “ A ” geçiş matrisini (nesnenin hareket dinamiği ile ilgili bilgi veren matris), “ Q ” ise süreç gürültüsünü tanımlamaktadır. Kestirim yapmak amacıyla kullanılan durum vektörü; ivme, hız, vb. değişkenleri içerirken bu noktada ortamdaki ölçüm gürültüsü olarak sıfır ortalamalı beyaz Gauss gürültüsü (*white noise*) ile birlikte modellenir.

Denklem 3.2 ile açıklanan Durum Kovaryansı değerinin yüksek olması, süreç gürültüsünün fazla olması veya başlangıç durum hareket modelinden yeterince emin olunmadığı anlamına gelir. Denklem 3.3 ile verilen İnovasyon Kovaryansı “ k ” anındaki ölçüm vektöründen, tahmin edilen ölçüm vektörünün farkını gösteren bir eşitliktir. Başlangıçta tahmin edilen durum vektörünün hata kovaryansı veya ölçüm alan sensörün hata katsayısı yüksek ise inovasyon kovaryansı fazladır.

Standart kalman filtre kazancını değerlendirmek için Denklem 3.2 ve Denklem 3.3 birlikte yorumlanır. Kalman filtre kazancı, güncel durum tahmini verilerinde elde edilen ölçüm verilerinin verimini belirleyen katsayıdır. Sensör ölçüm verilerindeki hata katsayısının çok düşük olması durumunda filtresi kazancı 1 değerine yaklaşır, bu durum filtre kestirim sonucunun sensörün yaptığı ölçüm değerine yakın değer üretmesine neden olur. Sensör ölçüm hatasının yüksek olduğu durum kovaryansının küçük seçildiği durumda ise filtre kazancının azaldığı formülden yorumlanabilir. Bu durumda ise filtrenin hareket modeline göre çıktı üretmesi beklenir. Şekil 3.1.1 ve Şekil 3.1.2’de alınan sonuçlar beklenen bu durum ile benzer yanıt oluşturmaktadır.

Denklem 3.6 ise tahmin edilen durum vektörünün ölçüm uzayında (sensor & radar tarafından nasıl algılandığı) karşılığını elde etmeyi sağlar, aynı denklemde “ H ” ile belirtilen ifade, durum ve ölçüm arasındaki ilişkiyi gösterir.

Kalman, yinelemeli bir filtre mekanizmasıdır, dolayısıyla standart kalman filtresinin ön veriler ile ilklendirilmesi gereklidir. Kalman filtresi kovaryans matrisi yardımıyla kestirimin doğruluğu hakkında uygun bir ölçü verir [2]. Gerçek bir ortamda çevresel şartlardan kaynaklı

olarak hedefin sabit süratli hareketinde deęişiklikler meydana gelebilir. Bu tez çalışmasında hedef hareketindeki olası ivmelenmeler süreç gürültüsünün belirlenen oranlarda nümerik olarak deęiştirilmesiyle karakterize edilmiştir. Süreç gürültüsü düşük ise filtre hedef hareket modeline baęlı kalır. Tam tersi şekilde süreç gürültüsü ne kadar yüksek ise hedefin izledięi ana doęrultudan sapması beklenir veya sabit süratli olmayan hareket gerçekleştirir. Dolayısıyla “ k ” anındaki durum vektörü, “ $k-1$ ” anında yer alan durum vektörüne süreç gürültüsünün eklenmiş hali olarak yorumlanabilir. Hedef hareketindeki olası ivmelenmeler bir gürültü ile karakterize edilecektir. “ q ” sıfır ortalamalı “ σ^2 ” varyansa sahip rassal bir deęiřkendir. “ i_m ” azami ivme řiddeti olmak üzere σ^2 ifadesi $\frac{i_m}{2} \leq \sigma^2 \leq i_m$ ile belirlenir [16].

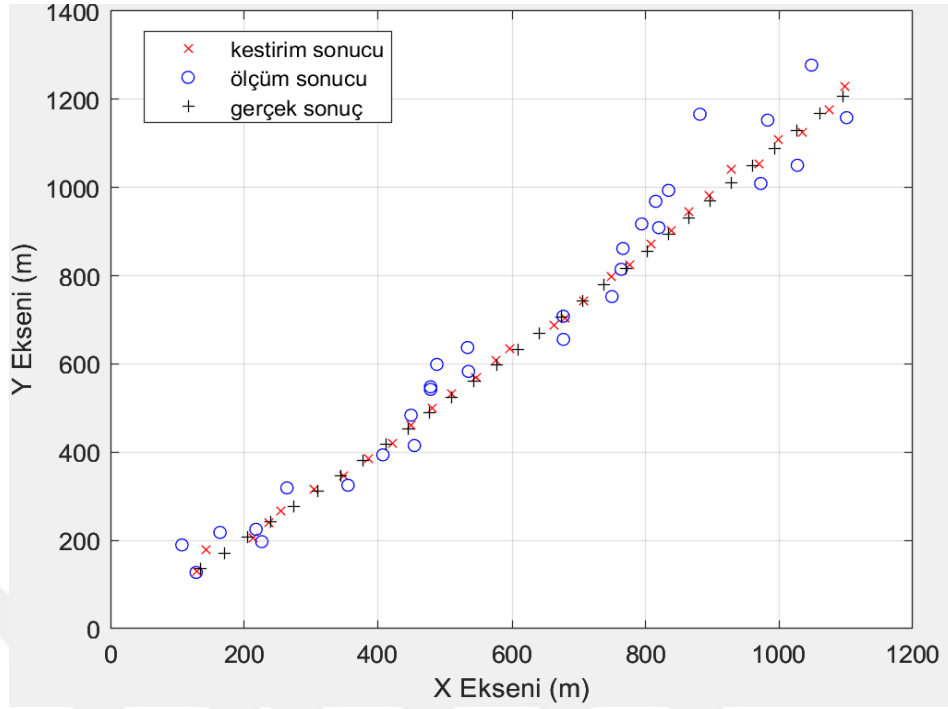
3.1 SKF ile Doęrusal Sabit Süratli Hedef İzleme

Denklem 3.9 ile verilen Hedef#1 için geçiř matrisi ile hedef özellikleri Tablo 3.1.1 üzerinde gösterilmiştir.

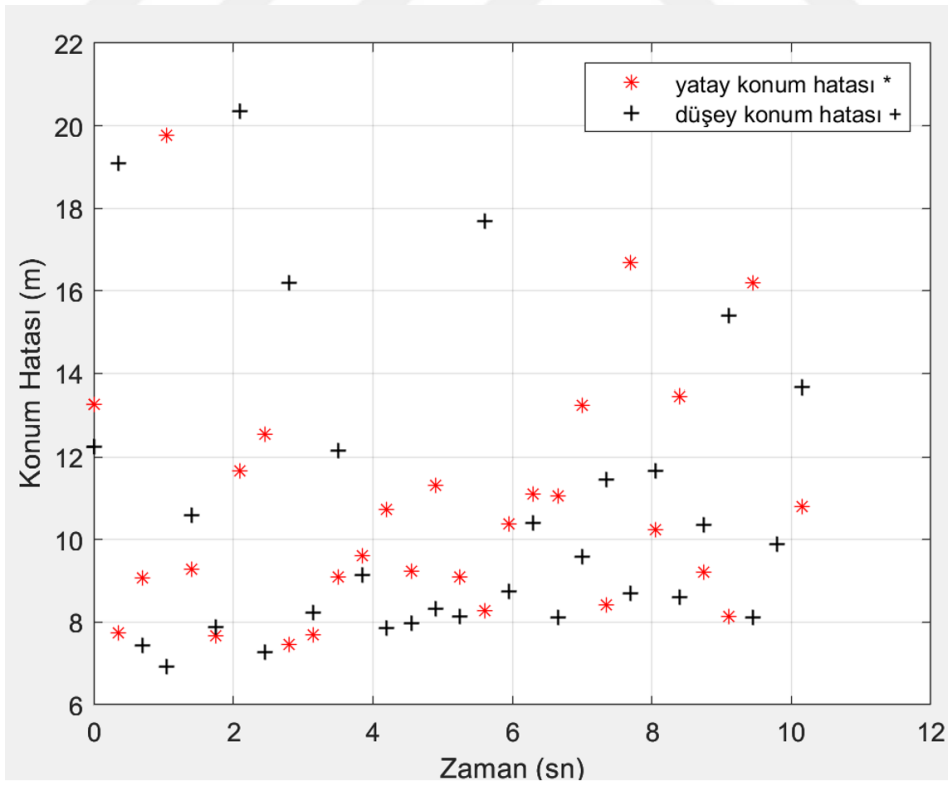
$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Tablo 3.1.1 Hedef#1 Özellikleri

Hedef	X ₀ Eksen (m)	Y ₀ Eksen (m)	Yatay Hız (m/sn)	Düşey Hız (m/sn)
Hedef#1	100	100	100	100



Şekil 3.1.1 Standart Kalman Filtresi Hedef İzleme Performansı



Şekil 3.1.2 SKF Yatay Dikey Eksen Konum Hatası Grafiği

Standart Kalman Filtre ile doğrusal sabit süratli hareket gerçekleştiren Hedef#1 için hedef izleme performansı Şekil 3.1.1’de gösterilmiştir. Grafik üzerinde kestirim sonuçlarının, hedef doğrultusuna çok yakın hedef takibi yaptığı izlenmiştir. Detaylı analizi için SKF Yatay ve Düşey Eksen konum hatası grafiği Şekil 3.1.3 ile verilmiştir. Bu grafik, Tablo 3.1.2 ile asgari ve azami değerler ile nümerik olarak analiz edilmiştir.

Tablo 3.1.2 Konum Hatası Analizi

Yatay Eksen Azami Konum Hatası	~ 19 metre
Yatay Eksen Asgari Konum Hatası	~ 7 metre
Dikey Eksen Azami Konum Hatası	~ 21 metre
Dikey Eksen Asgari Konum Hatası	~ 7 metre

yaklaşık “~”

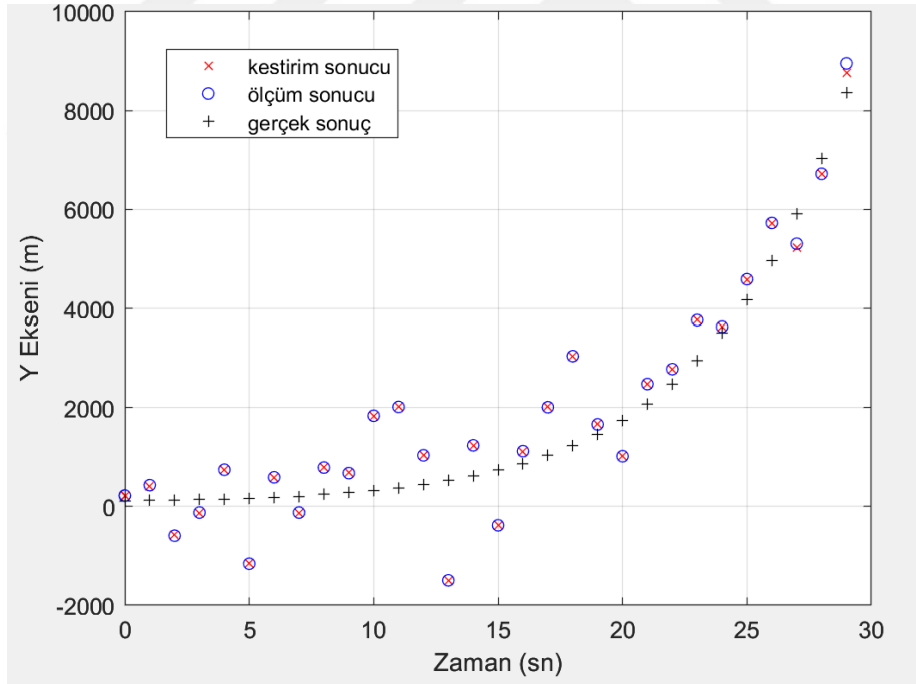
3.2 SKF ile Sabit İvmeli Hedef İzleme Analizi

Standart Kalman Filtresinin doğrusal olmayan fonksiyonlara verdiği tepkinin düzgün sonuçlar vermediği pek çok bilimsel çalışmada belirtilmesine rağmen konuyla ilgili somut çalışmalara nadiren rastlanmıştır. Bu teorem, bu tez çalışmasında Standart Kalman Filtresine doğrusal olmayan geçiş matrisi eklenerek filtrenin hedef izleme tepkisi izlenerek ele alınmıştır.

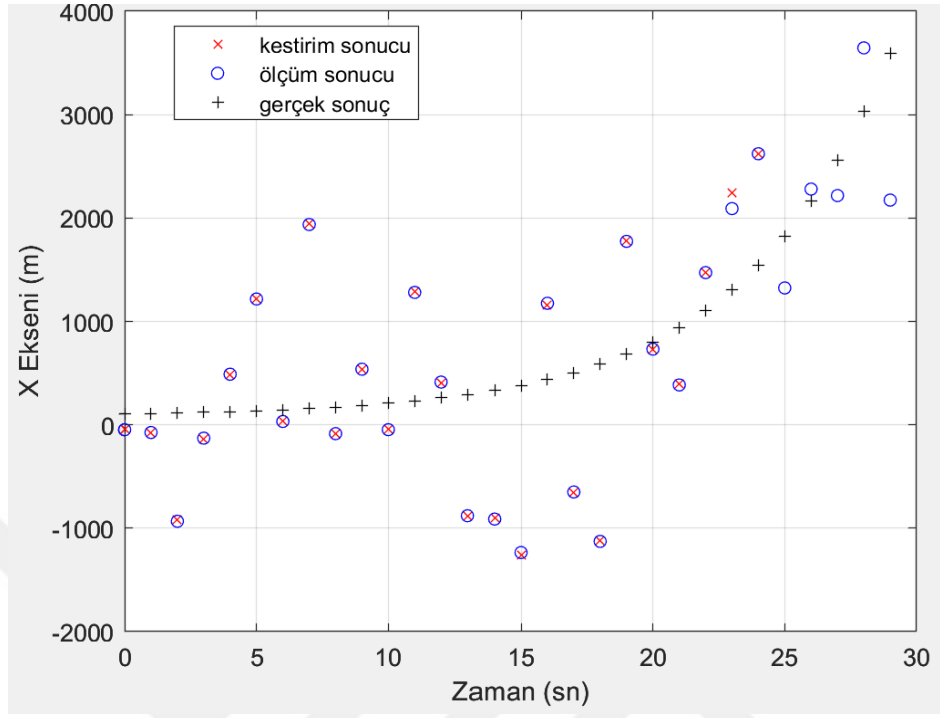
Kullanılan geçiş matrisinin doğrusal olmayan denklemi (3.10) alanında gösterilmiştir. Bu noktada önerilen Genişletilmiş Kalman Filtresinin yanıtları ise bir sonraki adımda incelenmiştir.

$$\nabla f_{x2} = \begin{vmatrix} 1 & 0 & -\Delta t V \sin(\theta) & 0.5 \Delta t^2 \cos(\theta) \\ 0 & 1 & \Delta t V \cos(\theta) & 0.5 \Delta t^2 \sin(\theta) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t \end{vmatrix} \quad (3.10)$$

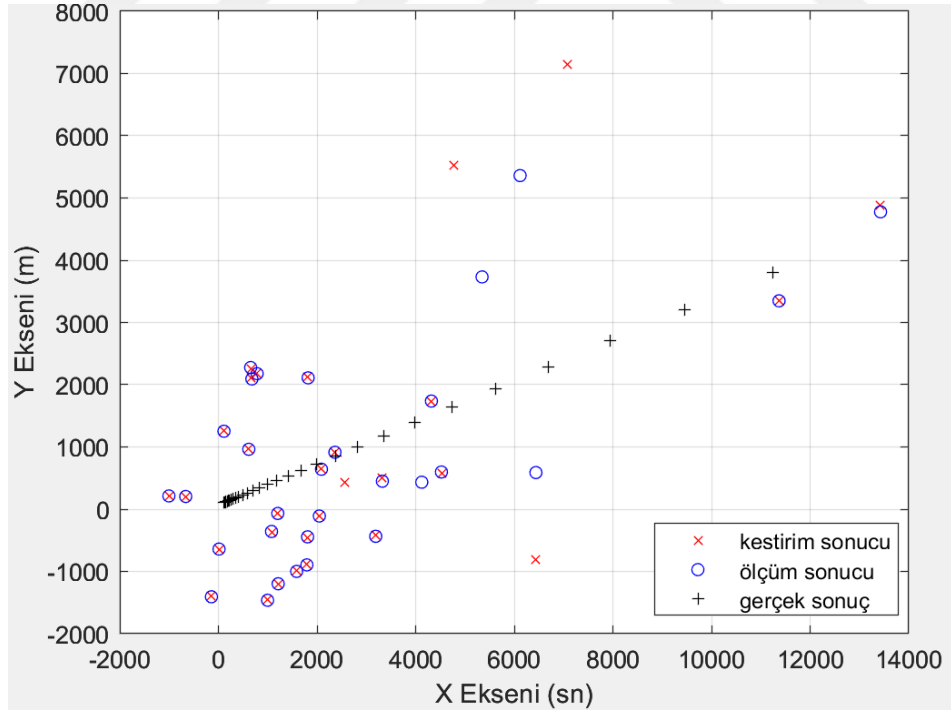
Standart Kalman Filtresi içine Hedef#3 için kullanılan geçiş matrisi (doğrusal olmayan ivmeli hareket dinamik model geçiş matrisi) yerleştirilerek Standart Kalman Filtresinin tepkisi analiz edilmiştir. Filtre ve Hedef Hareket Modeli kapsamında, sadece Geçiş Matrisi değiştirilmiştir, geri kalan tüm parametreler aynı olarak korunmuştur. Standart Kalman Filtresi içine doğrusal olmayan bir fonksiyonun geçiş matrisi eklendiğinde alınan sonuçlar Şekil 3.2.1, Şekil 3.2.2 ve Şekil 3.2.3 ile gösterilmiştir. Burada, filtre kestiriminin hedeften gelen ölçüm sonuçları ile birebir örtüştüğü izlenmiştir. Doğrusal olmayan hedef kullanılmasıyla süreç gürültüsü filtre içinde artmıştır, bu durum filtre için hedef hareket model belirsizliği anlamına gelir, bu durum filtre kazancını neredeyse 1'e yakınsar, filtre kestirim sonucunu doğrudan ölçüm sonuçlarından almaya başlar. Bu çalışma ile Standart Kalman Filtresinin doğrusal olmayan denklemlere verdiği tepkinin kullanılabilir olmadığı gösterilmiştir. Denklem (3.10) ile gösterilen hedef modelinin nasıl bulunduğu Genişletilmiş Kalman Filtresi bölümünde detaylı olarak yer almaktadır.



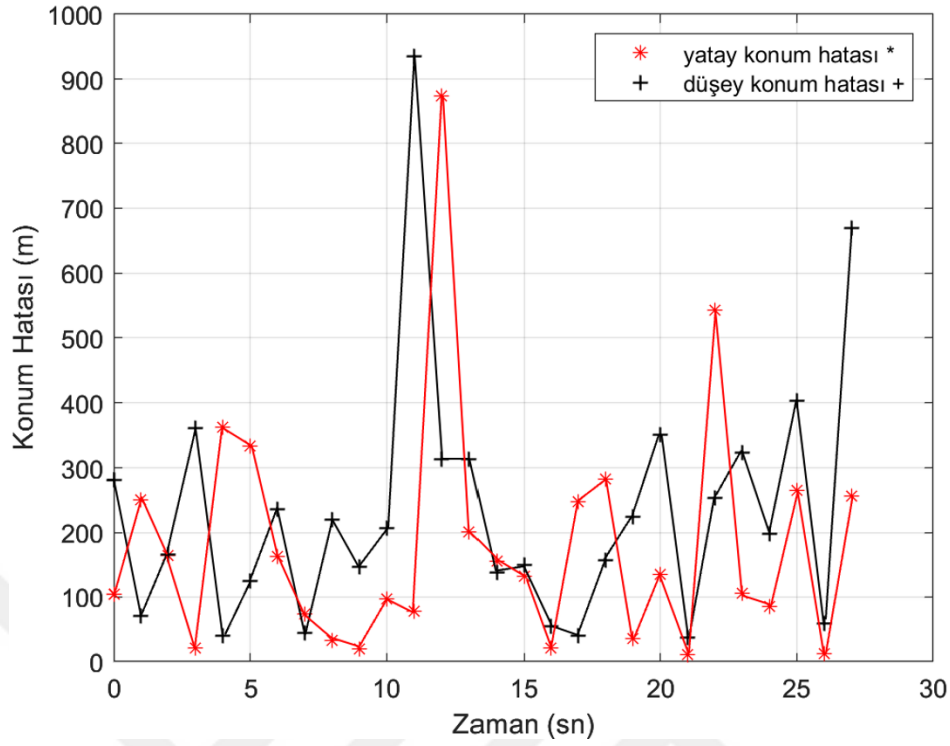
Şekil 3.2.4 SKF ile Doğrusal Olmayan Hedef İzleme Y Eksenini



Şekil 3.2.5 SKF ile Doğrusal Olmayan Hedef İzleme X Eksenini



Şekil 3.2.6 SKF ile Doğrusal Olmayan Hedef İzleme XY Eksenini



Şekil 3.2.7 SKF Yatay Dikey Eksen Konum Hatası Grafiği

Tablo 3.2.1 SKF Konum Hatası Analizi

Yatay Eksen Azami Konum Hatası	~ 870 metre
Yatay Eksen Asgari Konum Hatası	~ 20 metre
Dikey Eksen Azami Konum Hatası	~ 950 metre
Dikey Eksen Asgari Konum Hatası	~ 40 metre

yaklaşık "~"

Şekil 3.2.3 üzerinde “+” ivmeli hareket yapan hedefi gösterir, “x” filtrenin hedef kestirimini, “o” ise ölçüm sonuçlarını gösterir. Şekil 3.2.4’de Standart Kalman Filtresi ile hareket kestirimi yapılan Hedef#3 için Konum Hatası Grafiği gösterilmiştir. Sonuçlar Tablo 3.2.1 SKF Konum Hatası Analizi tablosunda bir araya getirilmiştir. Bu çalışma, SKF ile takip edilmeye çalışılan doğrusal olmayan ve ivmeli hedeflerin takibinde 30 saniye içinde yaklaşık 10 km yer değiştiren bir hedef takibinde hem yatay hem dikey eksenlerde 1 km yakın hataya neden olacağını göstermektedir.

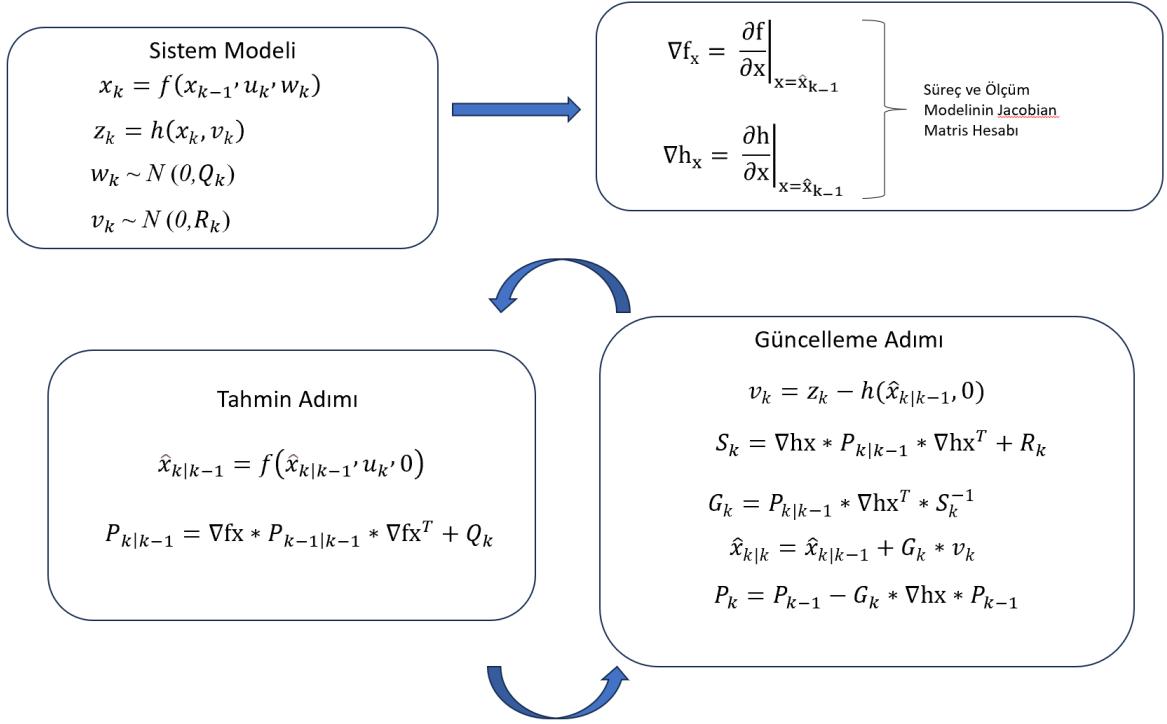
4. GENİŞLETİLMİŞ KALMAN FİLTRESİ (EKF)

Standart Kalman Filtresinin dezavantajlarından biri hedef ve ölçüm dinamik modellerinin doğrusal olmadığı durumda düzgün hedef takibi yapamamasıdır. Bu durum 3.2 başlığı altında detaylı olarak incelenip ivmeli ve doğrusal olmayan hareket modelinde hedef tahmininin düzgün olmadığı tanıtlanmıştır. Gerçek hedefler doğrusal olmayan hareket senaryolarına sahiptirler. Özellikle son yıllarda artan teknoloji kabiliyetleri ile birlikte sistem dinamik sınırlarını zorlayan manevra yeteneği, süpersonik hızlara ulaşma ve bunun gibi pek çok farklı kabiliyetlere sahip teknolojiler yaygınlaşmaktadır. Bu noktada Genişletilmiş Kalman Filtresinin doğrusal olmayan denklemlerde hedef hareket doğrultusuna yakın kestirim sonucu verdiği bilinmektedir [21]. Bu çalışmada hedeflerin düzgün hızlanan hareket modeli ve yanı sıra manevralı hareket modeli kullanılarak Genişletilmiş Kalman Filtresinin (EKF) tepkisi analiz edilmiştir.

EKF, doğrusal olmayan dinamiklerin doğrusallığa yakınlştırılması yöntemini esas alır, doğrusal olmayan sistemi belli bir durum ve kovaryans civarında birinci dereceden denkleme (doğrusal) yakınlştırır. Sistem durumu zamanla değıştikçe bu yaklaşımın yapıldığı durum ve kovaryans öz yinelemeli olarak güncellenir. Bu şekilde, EKF ile doğrusal olmayan sisteme doğrusal yaklaşımın sürdürebilir olmasını sağlar.

Genişletilmiş Kalman Filtresinin pratikte bilinen iki dezavantajı vardır: Birincisi doğrusallaştırma sırasında kararsız filtrelerin ortaya çıkabilmesidir, bir diğeri ise *Jakobien* matrislerin uygulanması pek çok gerçek senaryo için matematiksel olarak zor bir işlemdir [4].

Genişletilmiş Kalman Filtre, doğrusal olmayan hareket modelinin hareket ve ölçüm modellerinin Taylor Serisi kullanılarak doğrusallaştırılması yaklaşımını kullanır. Doğrusal olmayan denklemlerin Taylor Serisi açılımında sonsuz sayıda üstel ifadenin doğrusallaştırılması mümkün değildir. Bu tez çalışmasında birinci derecen genişletilmiş kalman filtre açılımı kullanılmıştır.



Şekil 4.1 Genişletilmiş Kalman Filtre Blok Şeması

4.1 Genişletilmiş Kalman Filtre Modeli

EKF için kullanılan denklem ve açıklamaları şu şekildedir. Ölçümler alınmadan önce bir sonraki konumu tahmin etme adımı (*prediction*) iki denklemle (4.1) & (4.2) ifade edilmiştir.

Durum vektörü denklem 4.1 ile tanımlanır.

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k|k-1}, u_k, 0) \quad (4.1)$$

Durum Kovaryansı denklem 4.2 ile tanımlanır. ∇f_x : Jakobien Matris

$$P_{k|k-1} = \nabla f_x * P_{k-1|k-1} * \nabla f_x^T + Q_k \quad (4.2)$$

Ölçüm vektörü denklem 4.3 ile tanımlıdır.

$$z_k = h(x_k, r_k) \quad (4.3)$$

Ölçümler alındıktan sonra güncelleme adımları EKF için aşağıdaki açıklanmıştır.

Değişiklik (inovasyon) vektörü denklem 4.4 ile tanımlanır.

$$v_k = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}, 0) \quad (4.4)$$

Değişiklik (inovasyon) Kovaryansı denklem 4.5 ile tanımlanır.

$$S_k = \nabla h x * P_{k|k-1} * \nabla h x^T + R_k \quad (4.5)$$

EKF Kazancı denklem 4.6 ile tanımlanır.

$$G_k = P_{k|k-1} * \nabla h x^T * S_k^{-1} \quad (4.6)$$

Durum güncelleme adımı denklem 4.7 ile tanımlanır.

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + G_k * v_k \quad (4.7)$$

Kovaryans güncelleme adımı denklem 4.8 ile tanımlanır.

$$P_k = P_{k-1} - G_k * \nabla h x * P_{k-1} \quad (4.8)$$

Formüllerde alt indis olarak yer alan “ $a|b$ ” ifadesi, “ b ” durumuna kadar olan tüm sonuçlar mevcut olma durumunda “ a ” anındaki durumu temsil etmek için kullanılır. $\hat{x}_{k-1|k-1}$, “ $k-1$ ” anındaki bilinen durum vektörünü ifade etmek için kullanılır. $\hat{x}_{k|k-1}$, “ $k-1$ ” anına kadar olan ölçüm ve sonuçlar mevcut iken k anındaki durum tahmin vektörünü simgelemektedir, tahmin olduğu için $\hat{x}$ ile ifade edilmiştir. “ u_k ” kontrol girdisi olarak tanımlanabilir, örneğin ivme ve açı birer kontrol girdi vektörü üyesidir. $P_{k-1|k-1}$, durum hata kovaryansı olarak tanımlanabilir. “ $P_{k|k-1}$ ”, $k-1$ anındaki kovaryans verildiğinde k anındaki kovaryans tahminidir. Ölçüm alındıktan sonra gelen ölçüm sonucuna göre kovaryans güncelleme (P_k) adımı gerçekleştirilir. Burada kovaryans güncelleme sonucu bulunan güncellenmiş Kovaryans, gerçek ölçümlerle beslendiği için önceki kovaryans vektörüne göre daha küçük alanı ifade eder ve kestirimi artıran sayısal değerdir. “ Q_k ”, model

içindeki süreç gürültüsü olarak tanımlanabilir, hedefin hareket modelindeki belirsizlikleri (rüzgâr, sürtünme kuvveti, hatta ivme değişikliklerine neden olan dış etkiler vb.) tanımlamak için kullanılan bir eklemedir [6].

Eşitlik (4.3) ile tanımlanan ölçüm vektörü tahmin edilen durum vektörünün sensör (radar, lidar vb.) tarafından nasıl algılandığını ifade eder. Denklem (4.4)'te yer alan v_k değişiklik (inovasyon) vektörü olarak tanımlanan parametredir. Değişiklik vektörü, gerçek ölçüm sonuçlarından tahmini ölçüm sonuçlarını çıkartarak iki vektör farkı ile bulunan bir değerdir.

4.2 Hedef Hareket Modeli

Tez çalışması kapsamında kullanılan hedefin durum vektörü eşitlik 4.9 gösterilmiştir. Burada P_x ve P_y sırasıyla hedefin x ve y eksenindeki konumudur, hedefin x ve y ekseninde belirli bir açıyla θ ve ivmeli hareket yaparak ilerlediği varsayılmıştır.

$$\hat{x} = [P_x \ P_y \ \theta \ V]'$$
 (4.9)

Süreç modelini eşitlik 4.10 matris form ile açıklamak mümkündür.

$$\begin{bmatrix} p_{x_k} \\ p_{y_k} \\ \theta_k \\ v_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{x_{k-1}} \\ p_{y_{k-1}} \\ \theta_{k-1} \\ v_{k-1} \end{bmatrix} + \Delta t \begin{bmatrix} v_{k-1} * \cos \theta_k \\ v_{k-1} * \sin \theta_k \\ \theta_k \\ a_k \end{bmatrix}$$
 (4.10)

Genişletilmiş Kalman Filtresi , Kokusuz Kalman Filtresi ve etkileşimli çoklu model filtre için kullanılan içinde yer alan Hedef#2 (sabit süratli) *Jacobien* durum vektörü eşitlik 4.11 matrisi ile ifade edilmiştir.

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial p_{x_k}}{\partial p_{x_{k-1}}} & \frac{\partial p_{x_k}}{\partial p_{y_{k-1}}} & \frac{\partial p_{x_k}}{\partial \theta_{k-1}} & \frac{\partial p_{x_k}}{\partial v_{k-1}} \\ \frac{\partial p_{y_k}}{\partial p_{x_{k-1}}} & \frac{\partial p_{y_k}}{\partial p_{y_{k-1}}} & \frac{\partial p_{y_k}}{\partial \theta_{k-1}} & \frac{\partial p_{y_k}}{\partial v_{k-1}} \\ \frac{\partial \theta_k}{\partial p_{x_{k-1}}} & \frac{\partial \theta_k}{\partial p_{y_{k-1}}} & \frac{\partial \theta_k}{\partial \theta_{k-1}} & \frac{\partial \theta_k}{\partial v_{k-1}} \\ \frac{\partial v_k}{\partial p_{x_{k-1}}} & \frac{\partial v_k}{\partial p_{y_{k-1}}} & \frac{\partial v_k}{\partial \theta_{k-1}} & \frac{\partial v_k}{\partial v_{k-1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta t V \sin(\theta) & \Delta t \cos(\theta) \\ 0 & 1 & \Delta t V \cos(\theta) & \Delta t \sin(\theta) \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Geniřletilmiř Kalman Filtresi , Kokusuz Kalman Filtresi ve etkileřimli oklu model filtre iin kullanılan iinde yer alan Hedef#3 (sabit ivmeli) Jakobien durum vektr eřitlik 4.12 matrisi ile ifade edilmiřtir.

$$\nabla f_{x2} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta t V \sin(\theta) & 0.5 \Delta t^2 \cos(\theta) \\ 0 & 1 & \Delta t V \cos(\theta) & 0.5 \Delta t^2 \sin(\theta) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

lm vektr eřitlik 4.13 ile ifade edilmiřtir.

$$z_d^i = [r^i \ \theta^i]' \quad (4.13)$$

lm modeli (*Jacobien*) eřitlik 4.14 ile ifade edilmiřtir. Denklemdede yer alan r_k ve θ_k beyaz Gauss daėılıma sahip ve sıfır ortalamalı lm grlt kovaryans matrisi elemanlarıdır. Varyansları sırasıyla σ_r^2 ve σ_θ^2 ifade edilir. Burada lm grltleri arasında korelasyon olmadığı kabul edilmiřtir. Hareketlinin yatay eksenindeki son konumu L_x , dřey eksenindeki son konumu L_y , yatay eksenindeki ilk konumu p_{xk} , dřey eksenindeki son konumu p_{yk} olarak ifade edilmiřtir.

$$\begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(L_x - p_{xk})^2 + (L_y - p_{yk})^2} \\ \tan^{-1}(L_y - p_{yk}) / (L_x - p_{xk}) \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

İnovasyon kovaryansını hesaplamak için Jacobian matrisini hesaplamak gerekir. Ölçüm Jakobien matrisi eşitlik 4.15 ve 4.16 ile ifade edilmiştir.

$$\nabla h_x = \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_{k|k-1}} = \begin{bmatrix} (L_x - p_{xk})/d & (L_y - p_{yk})/d & 0 & 0 \\ -(L_y - p_{yk})/d^2 & (L_x - p_{xk})/d^2 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

$$d = \sqrt{(L_x - p_{xk})^2 + (L_y - p_{yk})^2} \quad (4.16)$$

Bu tez çalışmasında Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) performans analizi için iki farklı dinamik modele sahip hedef ile ayrı ayrı çalışılmıştır. Birinci hedef iki boyutlu sabit sürat dinamik denklem modeline (Hedef#2) sahiptir. Diğer hedef (Hedef#3), iki boyutlu sabit ivme dinamik denklem modeline sahiptir. Hedef#2 modelinin genişletilmiş kalman filtre ile kestirim analizi yapılmıştır. Ayrıca; süreç gürültüsünün sabit tutulduğu durum, 100 kat artma durumu, 1000 kat artma durumu ve 5000 kat artma durumunda filtrenin izleme performansına etkisi analiz edilmiştir. Hedef#3 modelinin genişletilmiş kalman filtre ile kestirim analizi yapılmıştır. Ayrıca; süreç gürültüsünün sabit tutulduğu durum, 100 kat artma durumu, 1000 kat artma durumu ve 5000 kat artma durumunda filtrenin izleme performansına etkisi analiz edilmiştir. EKF ile yapılan bu analizler bölüm sonunda, aynı dinamik modele sahip ve Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) ve Etkileşimli Çoklu Model (IMM) ile takibi gerçekleştirilen hedef için yapılan analizler ile karşılaştırılmıştır. Amaç aynı dinamik modele ve ortam gürültüsüne sahip hedef takibinde süreç gürültüsünün aynı oranda değişmesinin filtreler bazında hedef takip performans analizini karşılaştırmaktır.

4.3 EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsü Etkisi

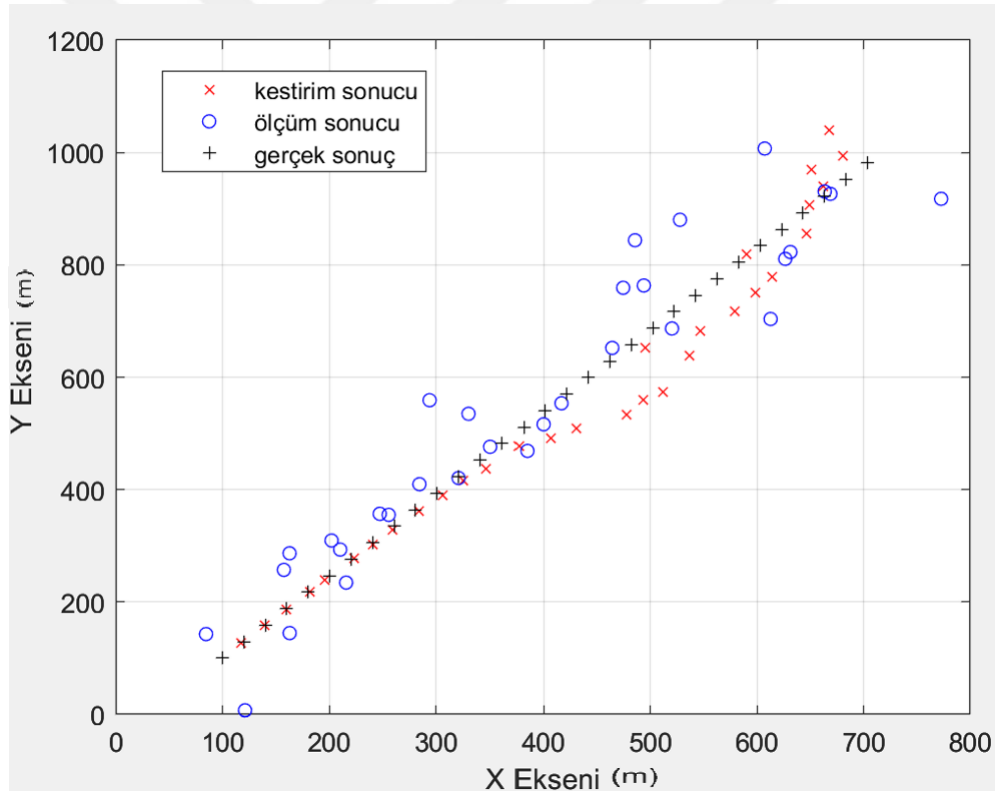
Hedef#2 için gerekli bilgiler Tablo 4.3.1 ile verilmiştir.

Tablo 4.3.1 EKF ile Kestirimi Yapılan Hedef#2 Bilgileri

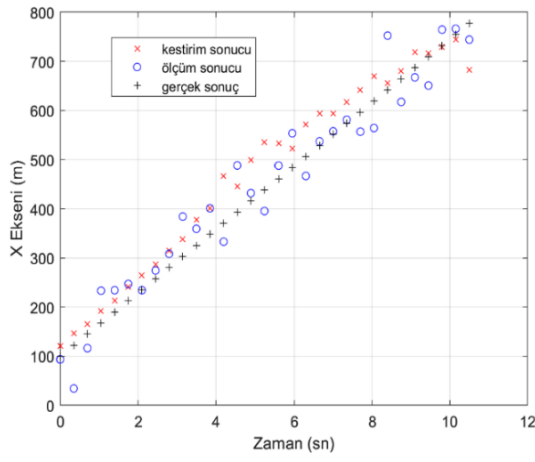
Hedef	X ₀ Ekseni (m)	Y ₀ Ekseni (m)	Ortalama Hız (m/sn ²)	Baş açısı (derece)
Hedef 1	100	100	100	50°

X₀: Yatay Eksen Başlangıç Noktası Y₀: Dikey Eksen Başlangıç noktası

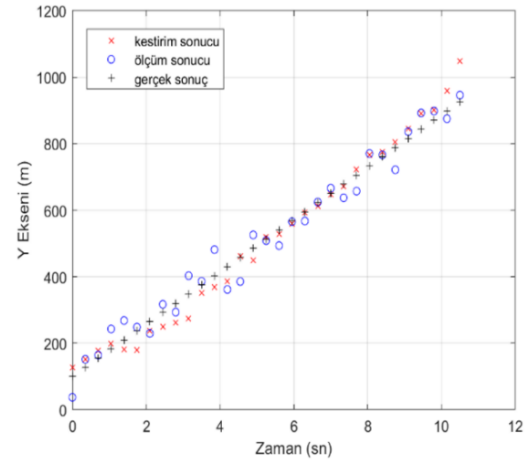
Şekil 4.3.1, X-Y Ekseni üzerinde ortalama 100 m/sn² sabit süratle hareket gerçekleştiren bir hareketlinin iki boyutta zamanla yer değişimini gösteren EKF hedef izleme performans grafiğidir. Çıktılara göre süreç gürültüsünün sabit tutulduğu durumda yatay eksen azami konum hatası yaklaşık 50 metre, düşey eksen azami konum hatası ise 75 metredir.



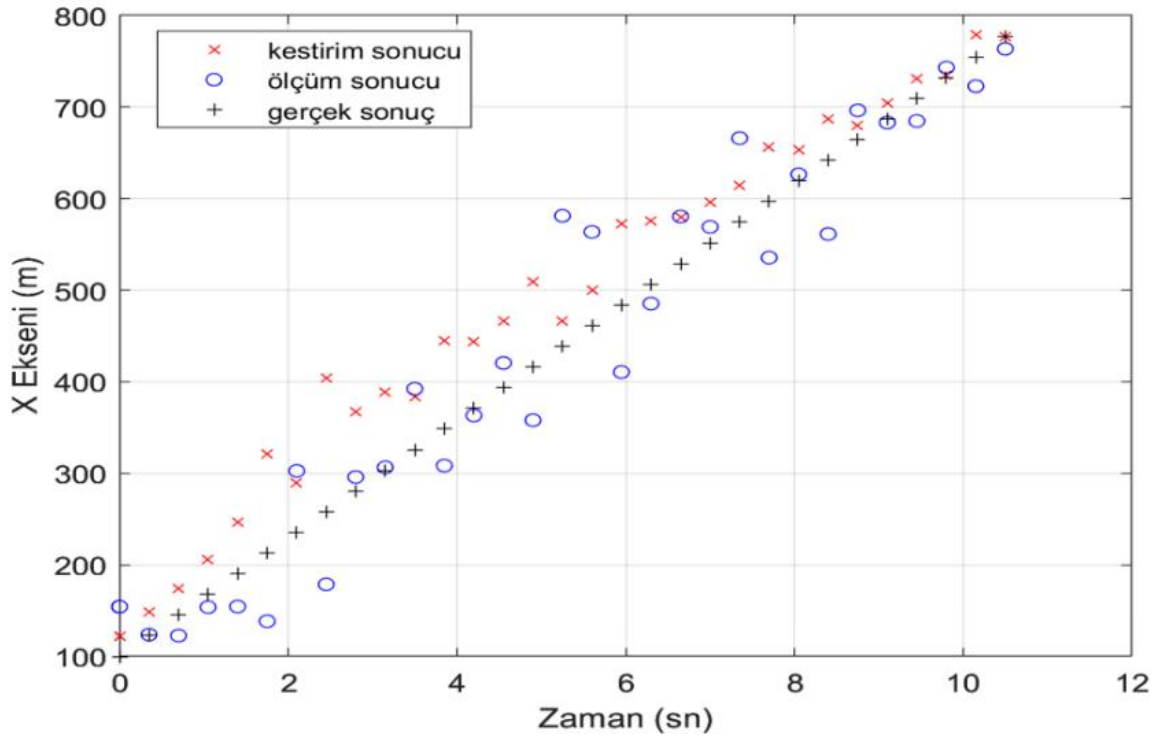
Şekil 4.3.1 EKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirim Grafiği



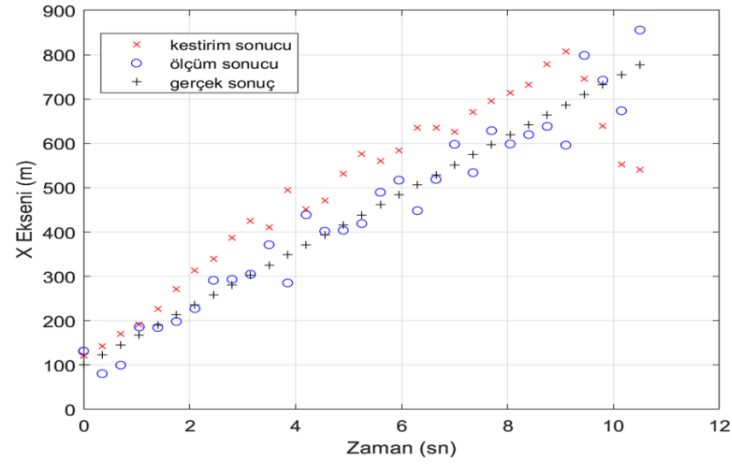
Şekil 4.3.2 Yatay Eksende EKF ile Hedef Kestirimi



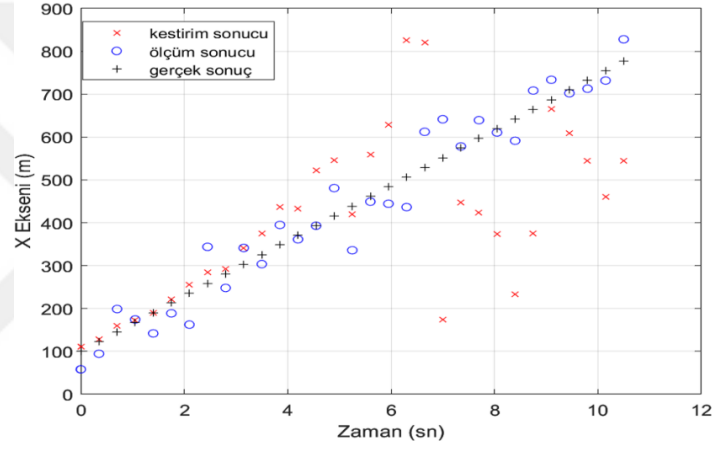
Şekil 4.3.3 Düşey Eksende EKF ile Hedef Kestirimi



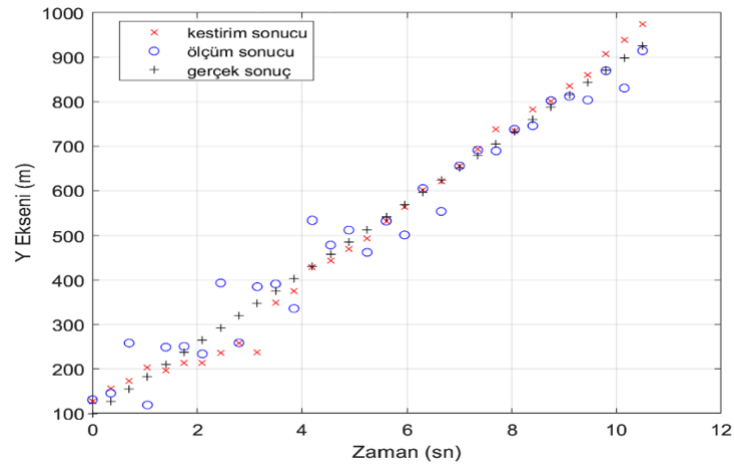
Şekil 4.3.4 EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 100 Kat Artış)



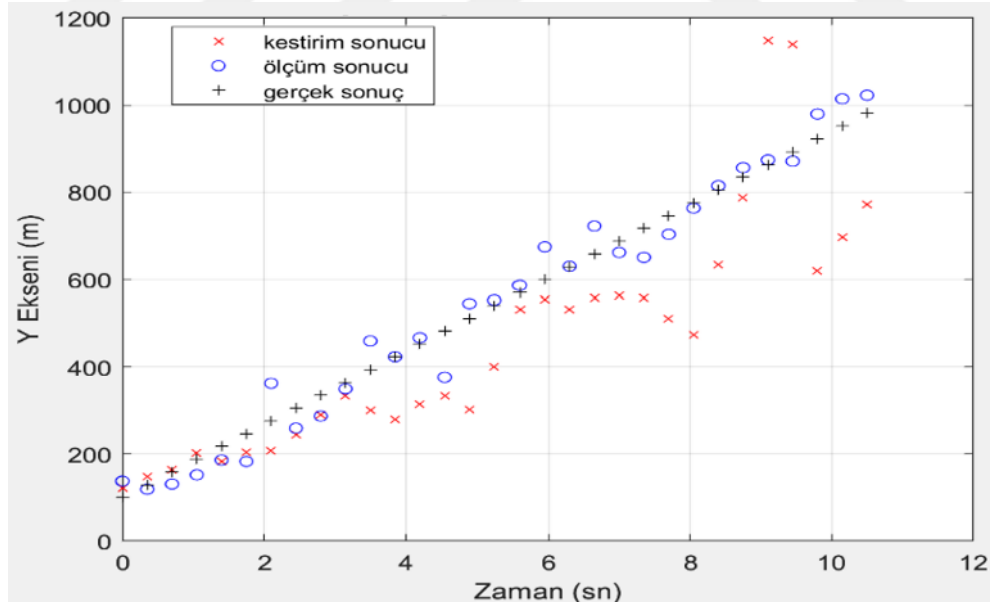
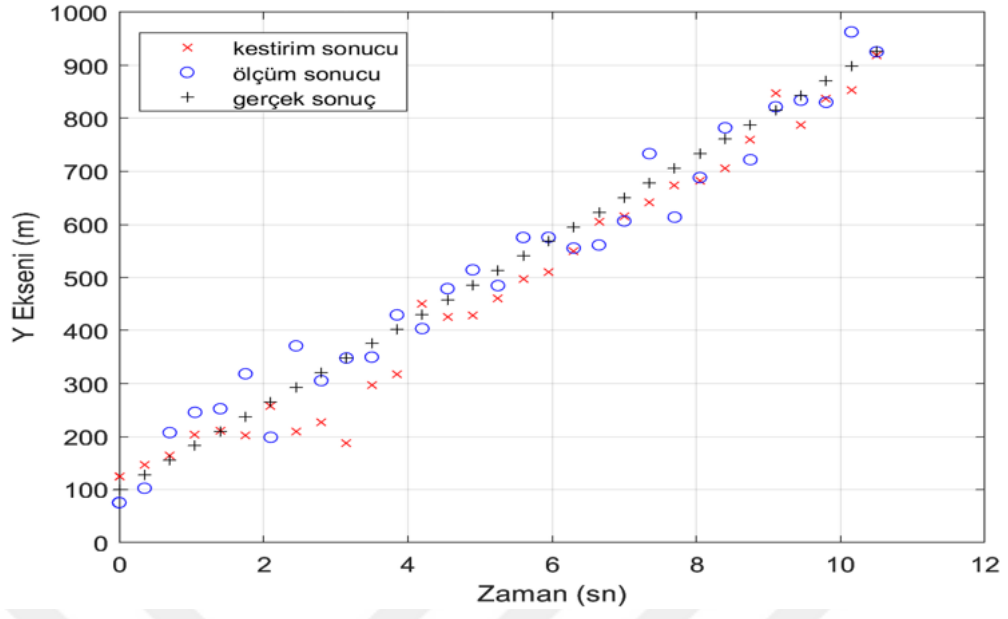
Şekil 4.3.5 EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 1000 Kat Artış)

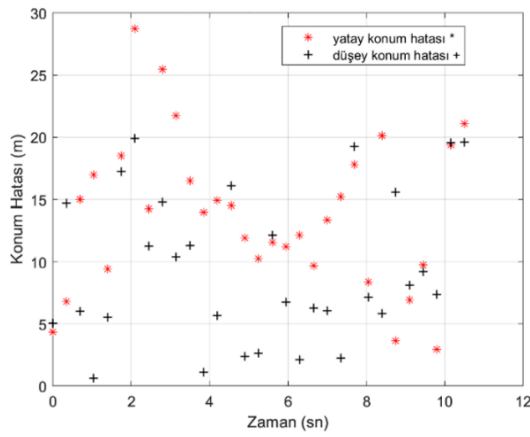


Şekil 4.3.6 EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 5000 Kat Artış)

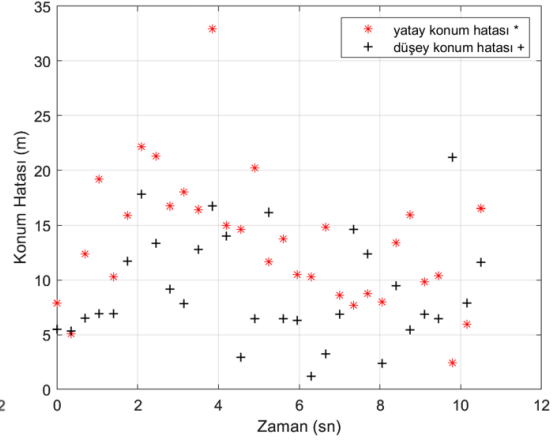


Şekil 4.3.7 EKF ile Sabit Süratli Hedef Takibi (SG 100 Kat Artış)

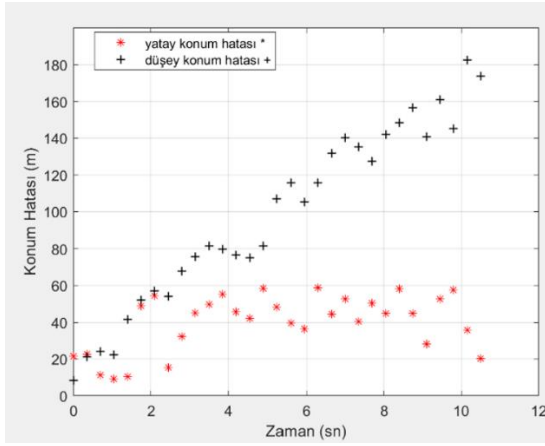




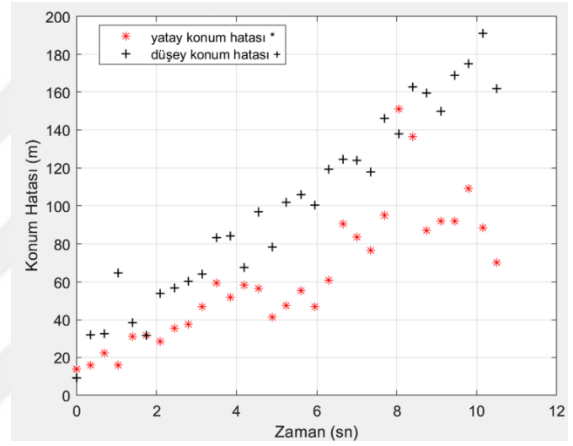
Şekil 4.3.10 Konum Hatası Zaman Grafiği (SG Sabit)



Şekil 4.3.11 Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 100 Kat Artış)



Şekil 4.3.12 Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 1000 Kat Artış)



Şekil 4.3.13 Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 5000 Kat Artış)

Süreç gürültü değişimleri Tablo 4.3.2 EKF Süreç Gürültüsü Değişimi ve Konum Hatası Analizi ile özetlenmiştir.

Tablo 4.3.2 EKF Süreç Gürültüsü Değişimi ve Konum Hatası Analizi

<i>Süreç Gürültüsü</i> <i>Q</i>	<i>Yatay Eksen</i> <i>Azami Konum Hatası</i>	<i>Dikey Eksen</i> <i>Azami Konum Hatası</i>
Q (Sabit)	~25 metre	~20 metre
Q (100 Kat Fazla)	~35 metre	~25 metre
Q (1000 Kat Fazla)	~60 metre	~180 metre
Q (5000 Kat Fazla)	~150 metre	~190 metre

yaklaşık “~”

Süreç gürültüsü “Q”, 100 kat arttırılma durumu, “Q”, 1000 kat arttırılma durumu Q”, 5000 kat arttırılma durumu sırasıyla Şekil 4.3.4, Şekil 4.3.5 ve Şekil 4.3.6 X Eksen – Zaman grafikleri ve Şekil 4.3.7, Şekil 4.3.8 ve Şekil 4.3.9 Y Eksen- Zaman ile gösterilmiştir. Ayrıca Şekil 4.3.10, Şekil 4.3.11, Şekil 4.3.12 ve Şekil 4.3.13 Konum Hatası- Zaman grafikleri ile süreç gürültüsünün artması ile zamanla artan konum hatası gösterilmiştir. Süreç gürültüsü artması ile konum hatasının artması tanıtlanmıştır.

Süreç gürültüsünün artması ile filtre kazancı artacaktır. Böylece kalman filtresi kestirim sonuçları, filtreyi besleyen ölçüm sonuçlarına yakınsar. Grafikten elde edilen bulgular süreç gürültüsünün artması ile filtre kestiriminin ölçüm sonuçlarına yakınsadığını doğrular.

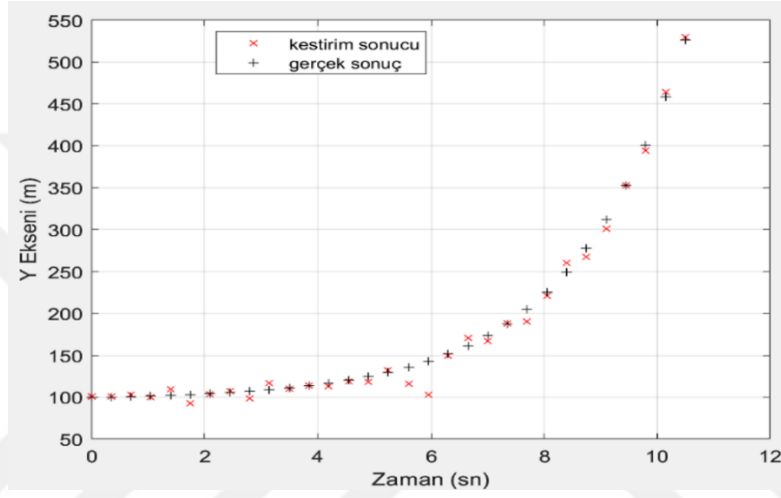
Grafikler baz alındığında süreç gürültüsü arttıkça Genişletilmiş Kalman filtresi ile hedef takibinin zayıfladığı tanıtlanmıştır. Ayrıca Tablo 4.3.2 ile EKF için kaydedilen değerler ilerleyen bölümde Kokusuz Kalman Filtresi ile karşılaştırmak için kullanılmıştır.

4.4 EKF ile Sabit İvmeli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsünün Etkisi

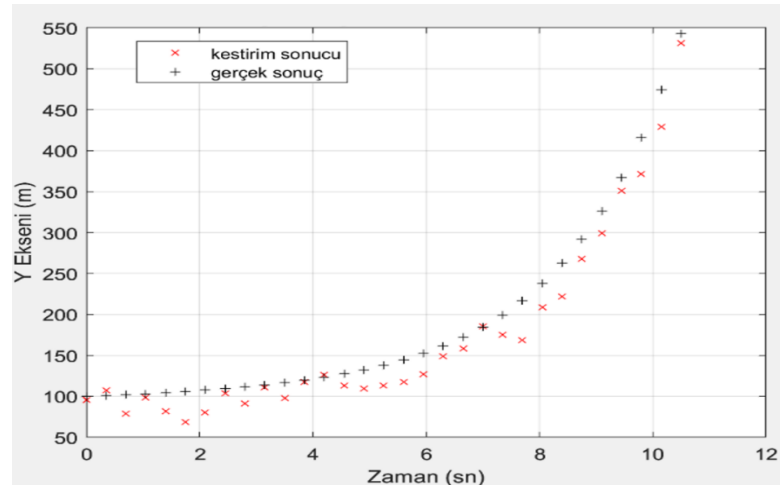
Hedef#3 için gerekli bilgiler Tablo 4.4.1 ile verilmiştir.

Tablo 4.4.1 EKF ile Kestirimi Yapılan Hedef #3 Bilgileri

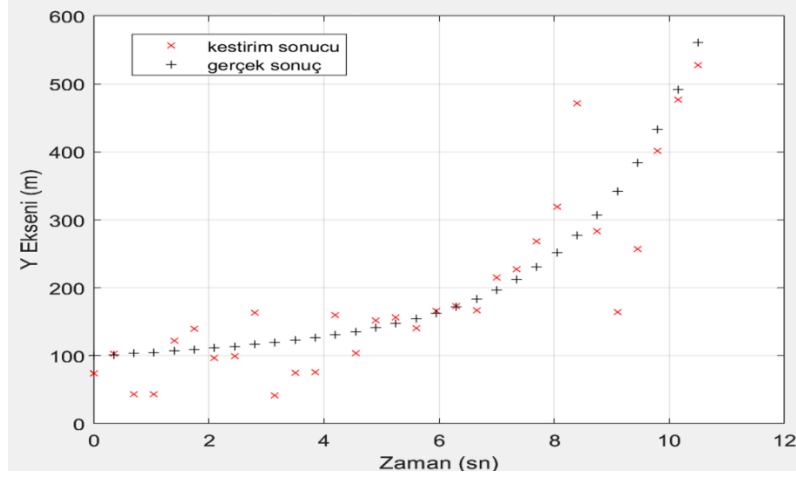
Hedef	X ₀ Eksen (m)	Y ₀ Eksen (m)	Ortalama İvme (m/sn ²)	Baş açısı (derece)
Hedef#2	100	100	5	45°



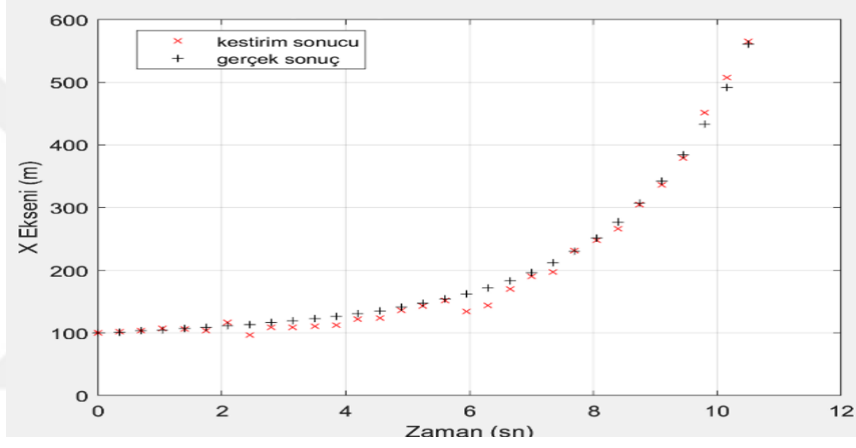
Şekil 4.4.1 Düşey Ekseninde EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi



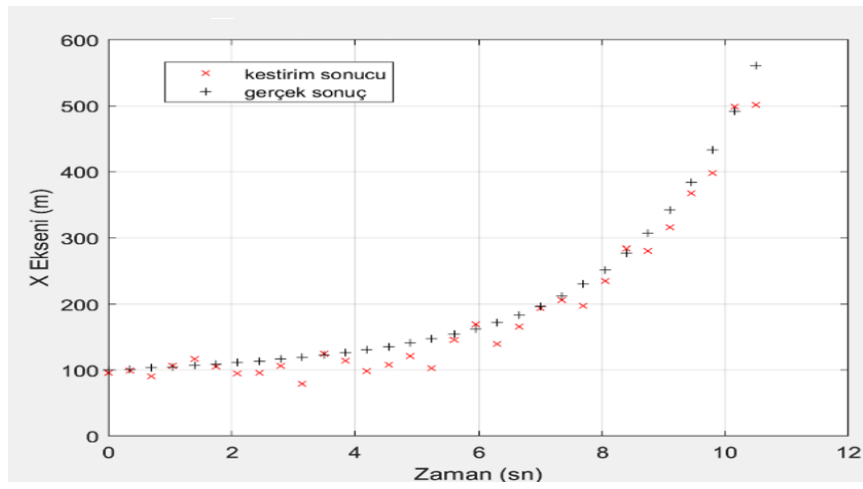
Şekil 4.4.2 Düşey Ekseninde EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış)



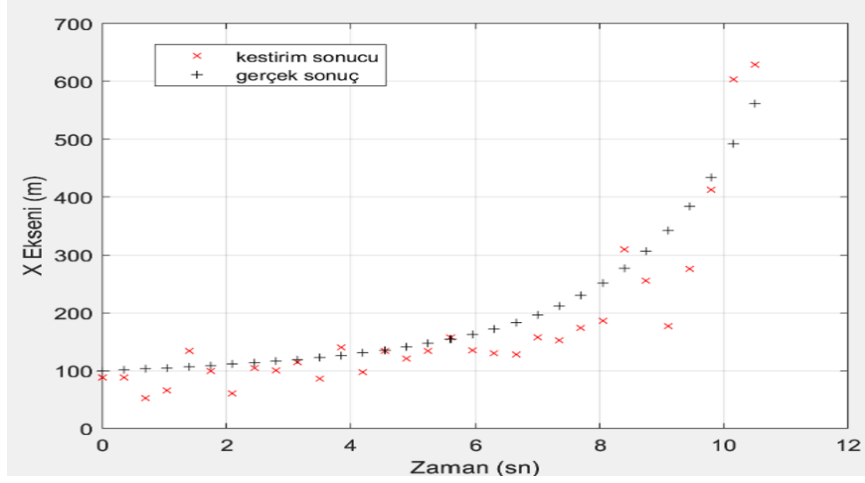
Şekil 4.4.3 Düşey Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış)



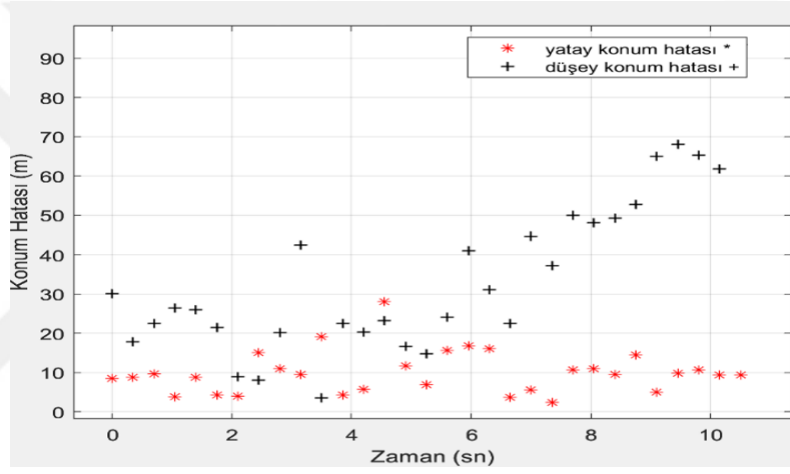
Şekil 4.4.4 Yatay Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi



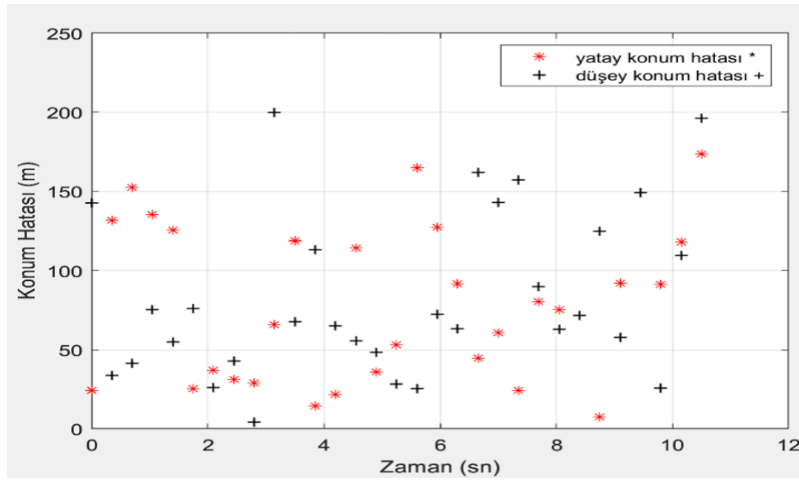
Şekil 4.4.5 Yatay Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış)



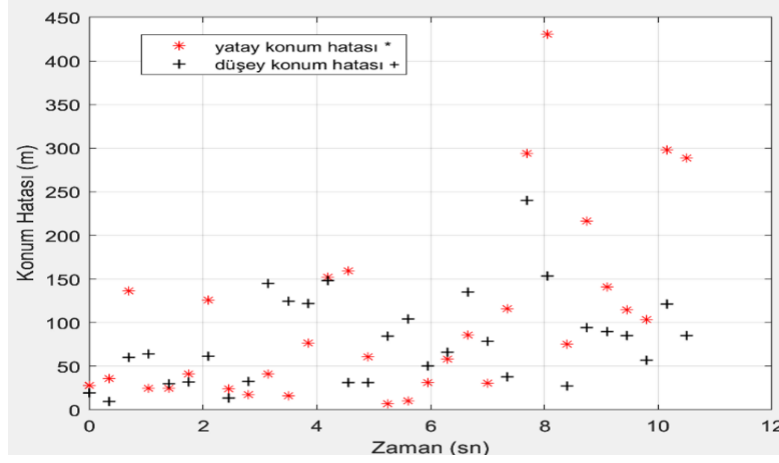
Şekil 4.4.6 Yatay Eksende EKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artışı)



Şekil 4.4.7 EKF ile Sabit İvmeli Hedefin Konum Hatası Grafiği



Şekil 4.4.8 EKF ile Sabit İvmeli Hedefin Konum Hatası Grafiği (SG 1000 Kat Artışı)



Şekil 4.4.9 EKF ile Sabit İvmeli Hedefin Konum Hatası Grafiği (SG 5000 Kat Artışı)

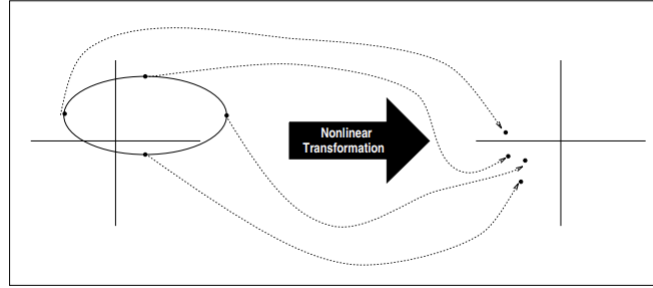
Süreç gürültüsü “Q” sabit tutulduğu durum, “Q” 1000 kat artırılma durumu, “Q” 5000 kat artırılma durumu sırasıyla Y Eksen – Zaman grafikleri için Şekil 4.4.1, Şekil 4.4.2, Şekil 4.4.3 ve X Eksen- Zaman grafikleri için Şekil 4.4.4, Şekil 4.4.5 ve Şekil 4.4.6 ile gösterilmiştir. Süreç gürültüsü arttıkça kalman filtre kazancı artacağı için kestirim sonuçları ölçüm sonuçlarına yakınsamaya başlar, bu durum filtre kestirimini hedefin izlediği doğrultudan saptırır. Süreç gürültüsünün artmasıyla orantılı olarak değişen kalman filtre kestirimi sırasıyla Şekil 4.4.7, Şekil 4.4.8 ve Şekil 4.4.9 Konum Hatası – Zaman grafikleri ile gösterilmiştir. Grafiklerden alınan sonuçların yorumlanması için Tablo 4.4.2 EKF ile Konum Hatası Analizi tablosu oluşturulmuştur, süreç gürültüsünün artmasıyla filtre kestiriminde yatay ve dikey eksenlerdeki azami konum hatası gösterilmiştir. Ayrıca bu tablo ilerleyen bölümde aynı analizin yapıldığı Kokusuz Kalman Filtresi sonuçlarının analizinde karşılaştırma olarak kullanılmıştır.

Tablo 4.4.2 EKF ile Sabit İvmeli Hedef için Konum Hatası Analizi

Süreç Gürültüsü Q	Yatay Eksen Azami Konum Hatası	Dikey Eksen Azami Konum Hatası
Q (Sabit)	~30 metre	~70 metre
Q (1000 Kat Fazla)	~160 metre	~200 metre
Q (5000 Kat Fazla)	~420 metre	~220 metre

5. KOKUSUZ KALMAN FİLTRE (UKF)

Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) [2], ilk olarak *Julier* ve *Uhlman* tarafından 1997 yılında önerilmiştir [4]. Bu filtre, Genişletilmiş Kalman Filtresi gibi geleneksel çözümlerden doğrusal olmayan durum tahmininde hesaplama açısından daha hassas bir yaklaşımdır [3]. UKF Algoritmasının temel mantığı, rassal bir değişkeni temsil eden bir dizi noktaya (Sigma Noktaları) dönüşüm (*unscented transform*) uyarlanmasıdır. Dönüşüm uyarlanan bu noktaların Gauss Dağılımında ortalama ve kovaryansları bulunur; böylece doğrusal olmayan fonksiyonda bu noktalar ilerletilir [17]. Bu işlem yapılırken *Jacobien* matrisi almaya gerek yoktur, çünkü amacı doğrusal olmayan denklemleri doğrusallaştırmak değildir. Dolayısıyla EKF Genişletilmiş Kalman Filtresinin kullanım alanını sınırlayan üçüncü derece ve üzeri doğrusal olmayan fonksiyona sahip hedef hareket modellerinde kullanımı ile kestirim doğruluğunu artırır. Bu dönüşüm yöntemi doğruluğu artırır; ancak hesaplama yöntemi Genişletilmiş Kalman Filtresine göre nispeten daha yavaştır [6], bu durum dezavantajlarından biridir. Kısaca UKF, tahmin ve güncelleme adımlarını hesaplamak için doğrusal olmayan sistemi kullanmaya devam eder, bir sonraki durumu tahmin etmek için bir dizi noktayı (Sigma Noktaları) kullanılır [5].



Şekil 5.1 Unscented Dönüşümü ~ Sigma Noktalarının Dağılımı [7]

Bu filtrenin kullandığı yöntem (*unscented dönüşüm*), bir Gauss dağılımına yaklaşmanın, rastgele bir doğrusal olmayan dönüşüme yaklaşımdan daha kolay olduğu sezgisi üzerinde kuruludur [7], bir olasılık dağılımının doğrusal olmayan dönüşümüne Gauss dağılımı olarak yaklaşmanın yoludur. Gauss Dağılımının nasıl olacağını yakalamak için en az düzeyde *sigma point* üretilir ve bu noktalar doğrusal olmayan model aracılığıyla yayılır. Yakınsama kavramı bu dönüşüm içinde yer almadığından yüksek mertebeli veriler için en az düzeyde sigma noktaları almak uygundur [4]. Sigma noktaları, rassal x değişkeninin istatistiksel özelliklerinden ortalama ve kovaryans değerlerine paralel şekilde seçilmelidir [8]. Doğrusal olmayan bir fonksiyon kullanılarak tüm durum dağılımı dönüştürmek hesaplama olarak zordur, dolayısıyla rassal durum değişkeninin belli noktaları alınarak dönüşüm yapılır, bu belli noktalar (sigma noktaları), tüm dağılımın temsilcisi olarak kabul edilirler.

5.1 Kokusuz (*Unscented*) Kalman Filtre Modeli

Rassal bir x değişkeninin (L boyuta sahip), doğrusal olmayan bir fonksiyon aracılığıyla ($y = f(x)$) yayılım yapacağını düşünelim. Rassal değişkeninin ortalaması x_m ve kovaryansı P_x olarak ifade edilsin, y fonksiyonunun hesaplamak için kullanılan X vektörleri ($2L+1$ adet sigma vektörlerinden (X_i) oluşan) eşitlik 5.2 ve eşitlik 5.3 ile hesaplanır. Başlangıç kabul edilen sigma noktası rassal değişkenin ortalaması ya da durum vektörünün kendisidir. Bir sonraki *sigma* noktası, bir önceki sigma noktasına, ilk kolonun karekök matrislerinin ağırlıklandırılması ile elde edilir. Eşitlik 5.2 ve 5.3'te kullanılan i alt indisi ile kovaryansın matrisinin karekökünün i sütunu belirtilir. Simetrik bir matrisin karekökü tipik olarak düşük olan üçgen *Cholesky* dağılımı ile hesaplanır ve “ P ” matrisinin karekök matrisi “ A ” ise hesaplama “ $P = AA^T$ ” formundadır [10].

$$X_0 = x_m \quad (5.1)$$

$$X_i = x_m + (\sqrt{(L + \lambda)P_x})_i \quad i = 1, \dots, L \quad (5.2)$$

$$X_i = x_m + (\sqrt{(L + \lambda)P_x})_{i-L} \quad i = L + 1, \dots, 2L \quad (5.3)$$

Filtre ölçekleme parametresi (λ) formülü denklem 5.4 ile hesaplanır. Bu değer ne kadar büyük olursa seçili *sigma point* ortalamaya o oranda uzak olur, bu değer ne kadar küçük olursa seçili *sigma point* ortalamaya o kadar yakın olur [9]. Formülde yer alan L , x rassal değişkeninin boyutudur, sabit α değeri ise sigma noktalarının x_m etrafında yayılımını belirlemek için kullanılır ve genellikle çok küçük ondalıklı pozitif bir değer seçilir. İkincil ölçeklendirme parametresi olan κ değeri 0 ya da $3 - L$ seçildiğinde [21], *sigma* noktalarını *Gauss* dağılımına uydurur [4].

$$\lambda = \alpha^2 * (L + \kappa) \quad (5.4)$$

Sigma noktaları formülde yer alan $y = H(xk, rk)$ doğrusal olmayan fonksiyonu ile ilerletilmiştir. Bunu temsil eden denklem 5.5 ile belirtilmiştir.

$$Y_i = f(X_i) \quad i = 0, \dots, 2L \quad (5.5)$$

Sonraki sigma noktalarının ağırlıklandırılmış ortalama ve kovaryans değeri kullanılarak y fonksiyonunun ortalama ve kovaryans değerine yakınsanabilir. y rassal değişkeninin ortalaması y_m ve kovaryans matrisi P_y olsun.

$$y_m = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_i \quad (5.6)$$

$$P_i = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \{Y_i - y_m\} \{Y_i - y_m\}^T \quad (5.7)$$

Başlangıç sigma noktasının ortalaması $W_0^{(m)}$, kovaryansı $W_0^{(c)}$, kalan tüm sigma noktaları için ağırlıklandırılmaları $W_i^{(m)}$ $i = 1, \dots, 2L$ ile ifade edilsin. Formülde yer alan β Gauss dağılımına sahip rassal bir x dağılımının önceki bilgileri birleştirmek için kullanılır, literatürde genellikle 2 olarak kabul edildiği gözlenmiştir [21].

$$W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{L + \lambda} \quad (5.8)$$

$$W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{L + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (5.9)$$

$$W_i^{(m)} = W_0^{(c)} = \frac{1}{2(L + \lambda)} \quad i = 0, \dots, 2L \quad (5.10)$$

Literatür çalışmalarında ortam ve süreç gürültülerinin Kokusuz Kalman Filtresine iki şekilde dahil edildiği gözlenmiştir. Birincisi doğrudan süreç gürültüsü ve ortam gürültüsünün sırasıyla durum vektörü ve yenilik vektörünün fonksiyonel olarak içine gömülü olduğu durumdur. Bu tez çalışmasında ise bir diğer hesaplama yöntemi olan Süreç ve Ortam gürültüsünün sırasıyla durum vektörü ve yenilik vektörüne eklemeli olarak (additive) dahil edilen durum ele alınmıştır. Bu metodun tercih edilme amacı ise Genişletilmiş Kalman filtresindeki formül mimarisi ile en yakın benzerliği yakalamaktır. Böylece Genişletilmiş ve Kokusuz Kalman Filtreleri için yapılan karşılaştırmalarda gürültü parametrelerinin aynı metotla eklenmesi sağlanmıştır. Amaç, gürültü oranı karşılaştırması yapılırken süreç gürültüsünü her iki filtre için (genişletilmiş ve kokusuz) aynı matematik denklem yöntemini kullanılarak eklenen gürültüler üzerinden sonuçların oluşturulmasıdır.

Kokusuz Kalman Filtresi, sigma noktalarını eşitlik 5.11 ve 5.12 ile verilen yer alan durum ve ölçüm formüllerini kullanarak ilerletir. Elde edilen sonuçların ağırlıklı ortalama ve kovaryans matrislerini hesaplayarak bir sonraki durumu tahmin eder [10].

$$\hat{x}k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} X_{i,k|k-1} \quad (5.11)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \{X_{i,k|k-1} - \hat{x}k^-\} \{X_{i,k|k-1} - \hat{x}k^-\}^T + Q \quad (5.12)$$

$$Y_{k|k-1} = H[X_{k|k-1}] \quad (5.13)$$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_{i,k|k-1} \quad (5.14)$$

Tahminler, gelen yeni ölçümlerle güncellenir. Güncelleme işleminde ilk olarak ölçüm kovaryans ve durum-ölçüm çapraz korelasyon matrisleri hesaplanır daha sonra bu matrisler kokusuz kalman filtre kazancını belirlemede kullanılır [10]. Kokusuz Kalman Filtresi, ölçüm yenilik (*inovasyon*) vektörü, kovaryansı ve çapraz kovaryans (*cross*) sırasıyla eşitlik 5.15, 5.16 ve 5.17 ile verilmiştir.

$$v_k = y_k - \hat{y}_k^- \quad (5.15)$$

$$P_{yy} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \{Y_{k|k-1} - \hat{y}_k^-\} \{Y_{k|k-1} - \hat{y}_k^-\}^T + R \quad (5.16)$$

$$P_{xy} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \{X_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-\} \{Y_{k|k-1} - \hat{y}_k^-\}^T \quad (5.17)$$

Kokusuz Kalman Filtresi Kazancı denklem (5.18) ile tanımlanır.

$$G_k = P_{xy} * P_{yy}^{-1} \quad (5.18)$$

Durum güncelleme adımı denklem (5.19) ile tanımlanır.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + G_k * v_k \quad (5.19)$$

Kovaryans güncelleme adımı denklem (5.20) ile tanımlanır.

$$P_k = P_k^- - G_k * P_{yy} * G_k^T \quad (5.20)$$

Bu tez çalışmasında Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) performans analizi için iki farklı dinamik modele sahip hedef ile ayrı ayrı çalışılmıştır. Birinci hedef iki boyutlu sabit sürat dinamik denklem modeline (Hedef#2) sahiptir. Diğer hedef (Hedef#3), iki boyutlu sabit ivme dinamik denklem modeline sahiptir. Hedef#2 modelinin kokusuz kalman filtre ile kestirim analizi yapılmıştır. Ayrıca; süreç gürültüsünün sabit tutulduğu durum, 100 kat artma durumu, 1000 kat artma durumu ve 5000 kat artma durumunda filtrenin izleme performansına etkisi analiz edilmiştir. Hedef#3 modelinin kokusuz kalman filtre ile kestirim analizi yapılmıştır. Ayrıca; süreç gürültüsünün sabit tutulduğu durum, 100 kat artma durumu, 1000 kat artma durumu ve 5000 kat artma durumunda filtrenin izleme performansına etkisi analiz edilmiştir. Bu tez çalışmasında sabit süratli ve sabit ivmeli iki hedef kestiriminde UKF ve EKF sonuçları ayrı ayrı karşılaştırılmıştır. Böylece, aynı hareketli hedefler için ortam gürültüsü sabit tutulduğunda süreç gürültüsünün değişiminin UKF ve EKF hedef kestirim performansı analiz edilmiştir.

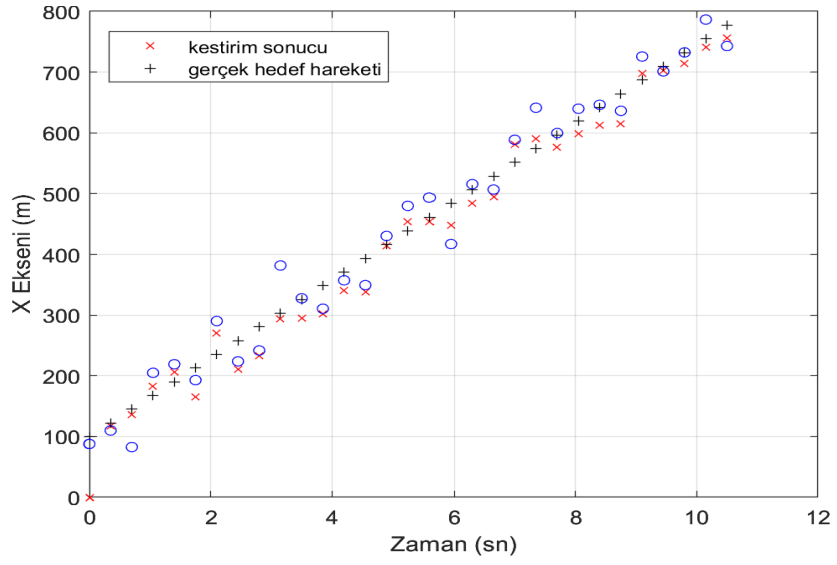
5.2 UKF ile Sabit Süratli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsünün Etkisi Analizi

Hedef#2 için gerekli bilgiler Tablo 5.2.1 üzerinde belirtilmiştir.

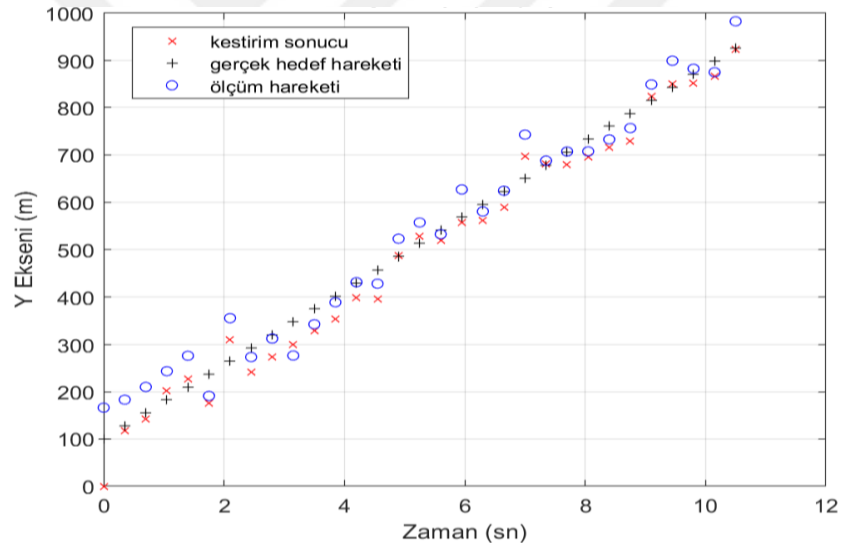
Tablo 5.2.1 UKF ile Kestirimi Yapılan Hedef#2 Bilgileri

Hedef	X ₀ Ekseni (m)	Y ₀ Ekseni (m)	Ortalama Hız (m/sn)	Baş Açısı
Hedef #1	100	100	100	50°

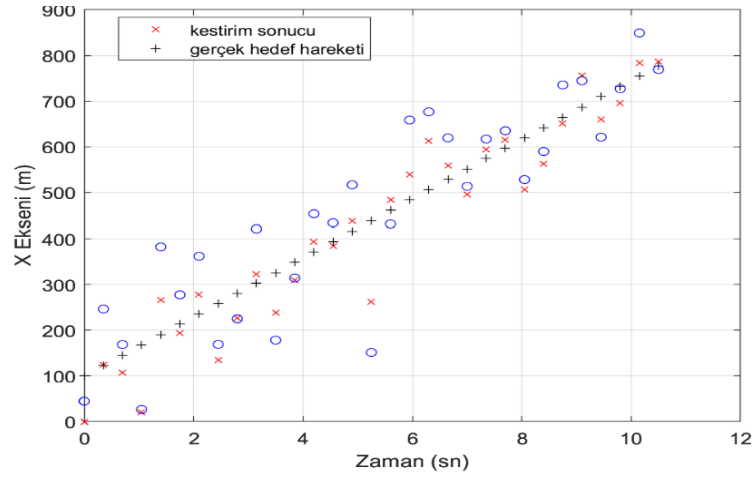
Şekil 5.2.1 ve Şekil 5.2.2 üzerinde sırasıyla X ve Y Ekseni üzerinde sabit süratle hareket gerçekleştiren bir hareketlinin UKF hedef izleme performans grafiği yer almaktadır. Şekil 5.2.3, Şekil 5.2.4 ve Şekil 5.2.5 yatay ekseninde zaman içinde sabit süratli hareket gerçekleştiren hedefin süreç gürültüsünün (hedef hareketindeki belirsizliğin) sırasıyla 100 Kat, 1000 Kat ve 5000 Kat arttırılma durumunu gösteren grafiklerdir. Şekil 5.2.6, Şekil 5.2.7 ve Şekil 5.2.8 düşey ekseninde zaman içinde sabit süratli hareket gerçekleştiren hedefin süreç gürültüsünün (hedef hareketindeki belirsizliğin) sırasıyla 100 Kat, 1000 Kat ve 5000 Kat arttırılma durumunu gösteren grafiklerdir.



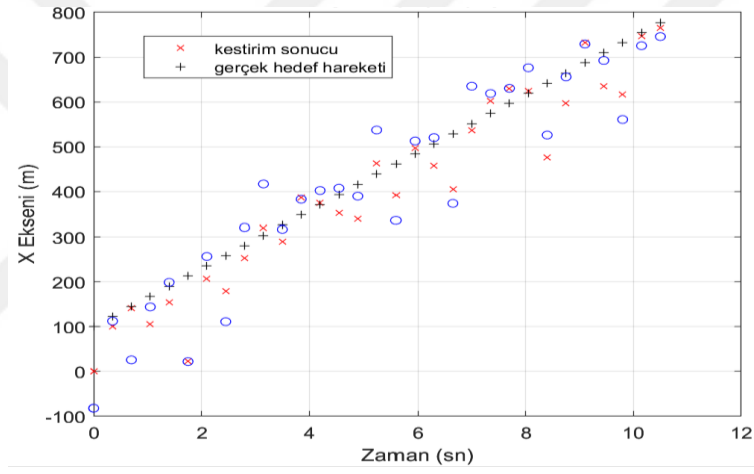
Şekil 5.2.1 Yatay Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirim Grafiği



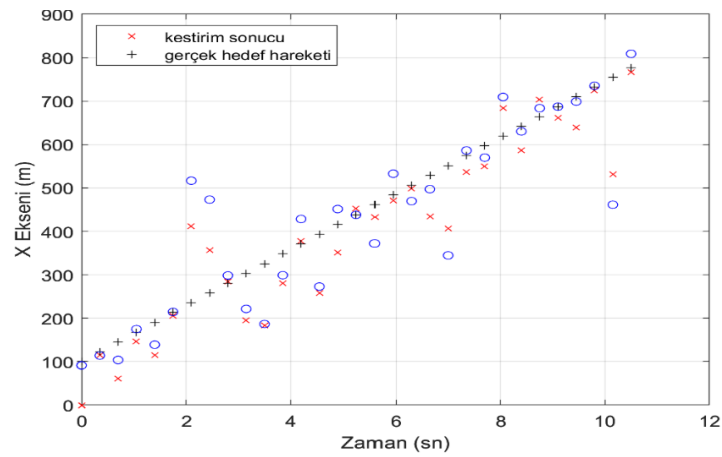
Şekil 5.2.2 Düşey Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi



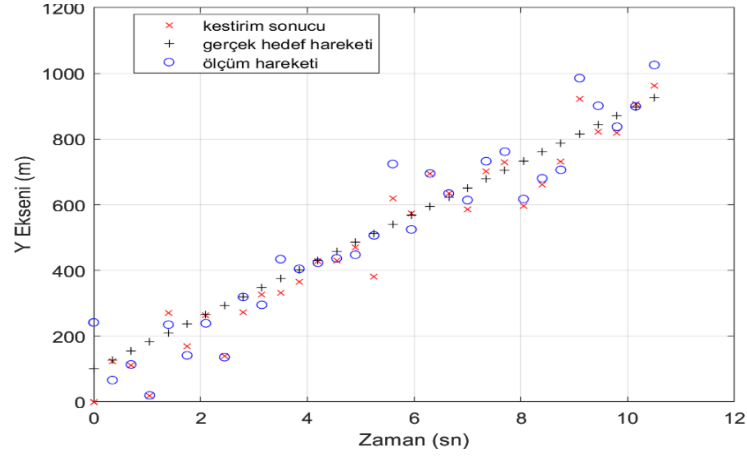
Şekil 5.2.3 Yatay Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 100 Kat Artış)



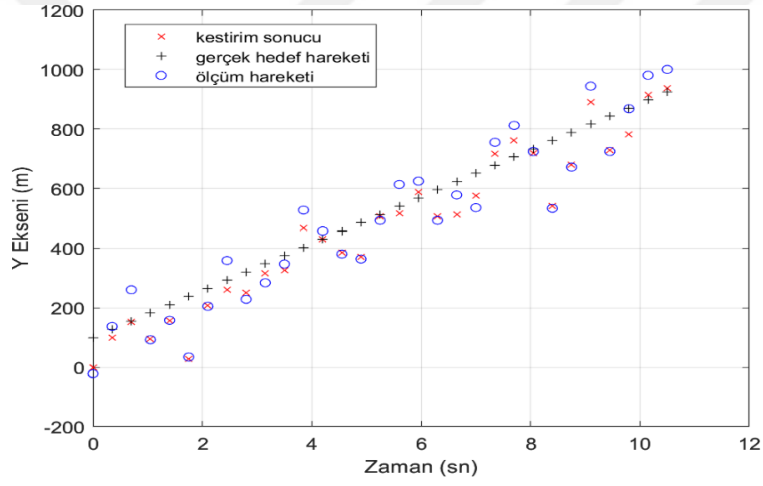
Şekil 5.2.4 Yatay Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış)



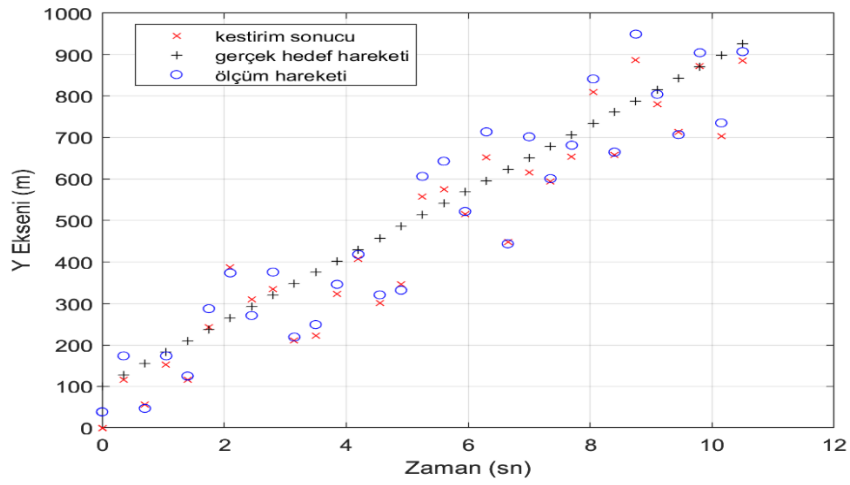
Şekil 5.2.5 Yatay Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış)



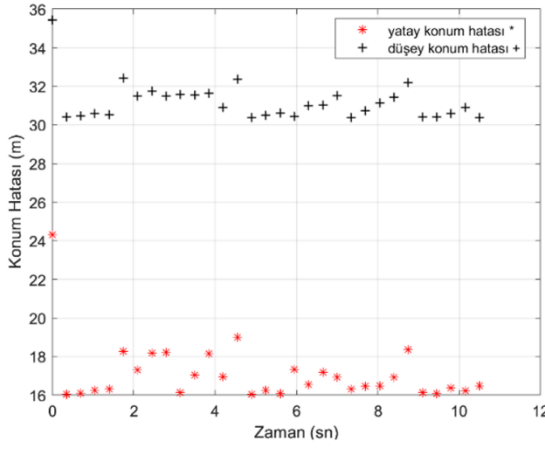
Şekil 5.2.6 Düşey Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 100 Kat Artış)



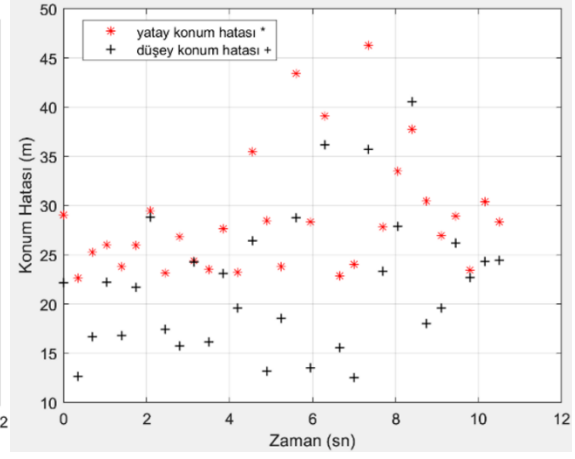
Şekil 5.2.7 Düşey Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış)



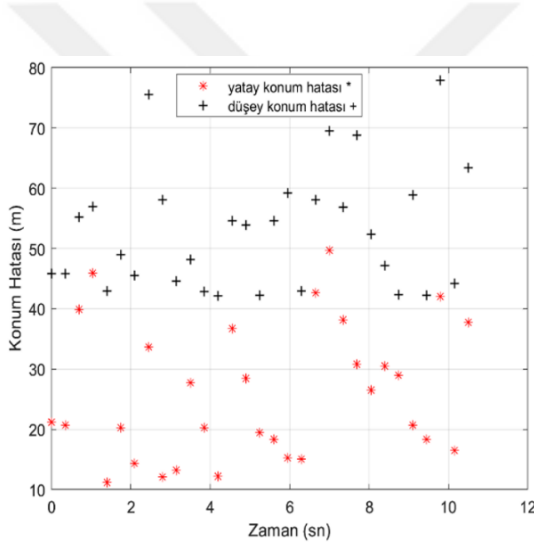
Şekil 5.2.8 Düşey Eksende UKF ile Sabit Süratli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış)



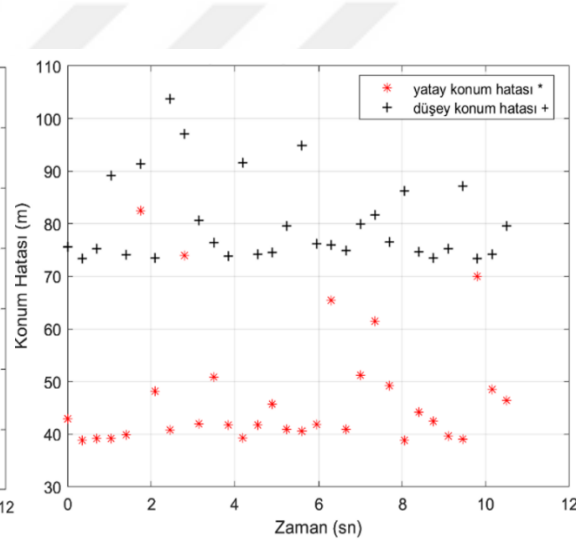
Şekil 5.2.9 UKF Konum Hatası Zaman Grafiği



Şekil 5.2.10 UKF Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 100 Kat Artış)



Şekil 5.2.11 Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 1000 Kat Artış)



Şekil 5.2.12 UKF Konum Hatası Zaman Grafiği (SG 5000 Kat Artış)

Şekil 5.2.9, Şekil 5.2.10, Şekil 5.2.11 ve Şekil 5.2.12 grafikleri, süreç gürültüsünün sırasıyla sabit tutulduğu durum, 100 kat, 1000 kat ve 5000 kat arttırılmasıyla sabit süratli hedefin konum hatasının zamanla değişimini göstermektedir. Sabit süratli hedefin konum hatası değişim grafikleri incelendiğinde, Kokusuz Kalman Filtresi sabit süratli hedefi izleme performansının azaldığı izlenmiştir. Özetle, Süreç gürültüsü arttıkça Kokusuz Kalman Filtresi Hedef izleme performansı azalmıştır.

Tablo 5.2.2 Süreç Gürültüsünün Konum Hatası Etkisi Analizi (UKF)

Süreç Gürültüsü Q	Yatay Eksen Azami Konum Hatası	Dikey Eksen Azami Konum Hatası
Sabit	~20 metre	~35 metre
100 Kat Fazla	~45 metre	~40 metre
1000 Kat Fazla	~50 metre	~80 metre
5000 Kat Fazla	~80 metre	~110 metre

yaklaşık "~"

Tablo 4.3.2 ve Tablo 5.2.2 değerleri karşılaştırıldığında çıkarılan sonuç şu şekilde özetlenebilir. Süreç gürültüsündeki artışın, sabit süratli hedeflerde genişletilmiş kalman filtre kestirimine etkisi Tablo 4.3.2 ve kokusuz kalman filtre kestirimine etkisi Tablo 5.2.2 ile analiz edilmiştir. Analiz sonucunda süreç gürültüsündeki artış ile hem genişletilmiş hem de kokusuz kalman filtreleri hedef kestirimlerindeki konum hatasının arttığı izlenmiştir. Süreç gürültüsünün 5000 kat artışı ile UKF filtre kestirim konum hatasının ortalama 100 metre, EKF filtre kestirim konum hatasının ortalama 170 metre olduğu izlenmiştir. Yani, doğrusal olmayan sabit süratli hedeflerin hareket modelindeki belirsizliğe karşı Kokusuz Kalman Filtresinin daha kararlı yapıda hedef takibi yaptığı gözlenmiştir. Kısaca, süreç gürültüsü fazla olan sabit süratli hedefler için hedef kestirim kararlılığı özelliği ile Kokusuz Kalman filtresinin tercih edilmesi analiz sonucunda ortaya çıkmıştır.

5.3 UKF ile Sabit İvmeli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsünün Etkisi Analizi

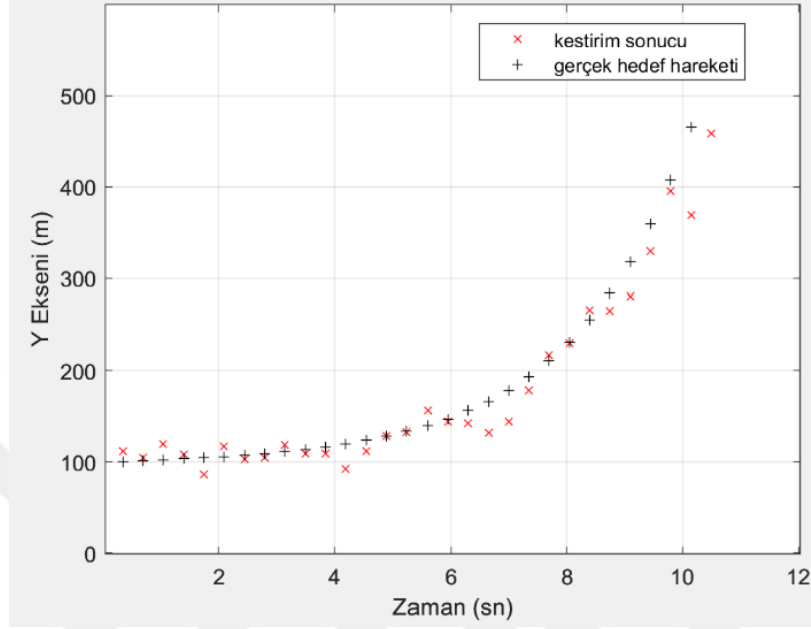
Hedef#3 için bilgiler Tablo 5.3.1’de yer almaktadır.

Tablo 5.3.1 Sabit İvmeli Hedef#3 Özellikleri

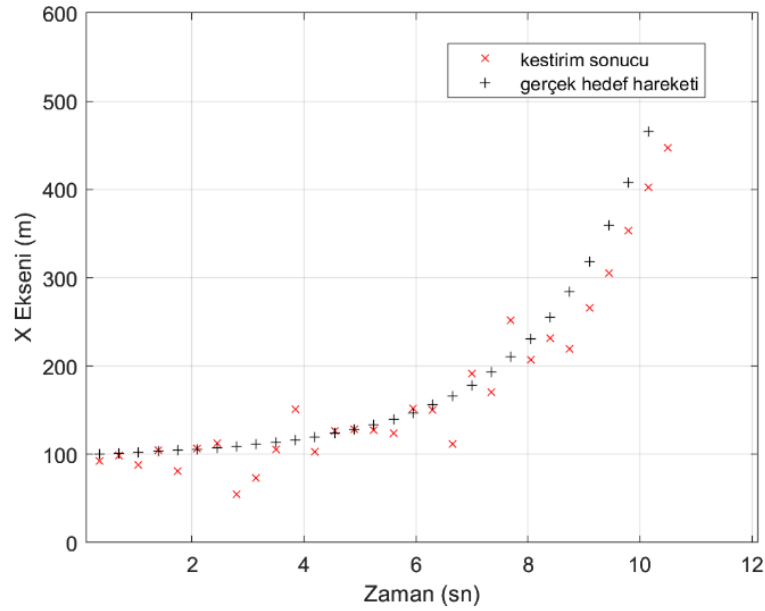
Hedef	X Eksen (metre)	Y Eksen (metre)	Ortalama İvme (m/sn²)	Baş açısı (derece)
Hedef #1	100	100	5	45°

Şekil 5.3.1 ve Şekil 5.3.2 üzerinde X ve Y Ekseninde sabit ivmeli bir hareketlinin UKF hedef izleme performans grafiği yer almaktadır. Grafik üzerinde “+” ile gösterilen semboller hedefin o anki konumu temsil etmektedir ve kokusuz kalman filtre hedef kestirimi “x” ile ifade edilmiştir. Şekil 5.3.3, Şekil 5.3.4 ve Şekil 5.3.5 düşey ekseninde zaman içinde

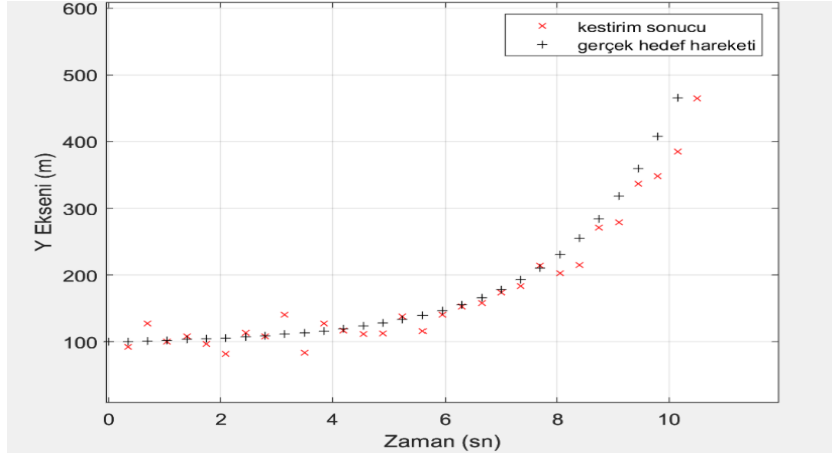
sabit ivmeyle hareket gerçekleştiren hedefin süreç gürültüsünün sırasıyla sabit tutulduğu durum, 1000 ve 5000 kat artırılması ile değişen kestirim doğrultusunu göstermektedir.



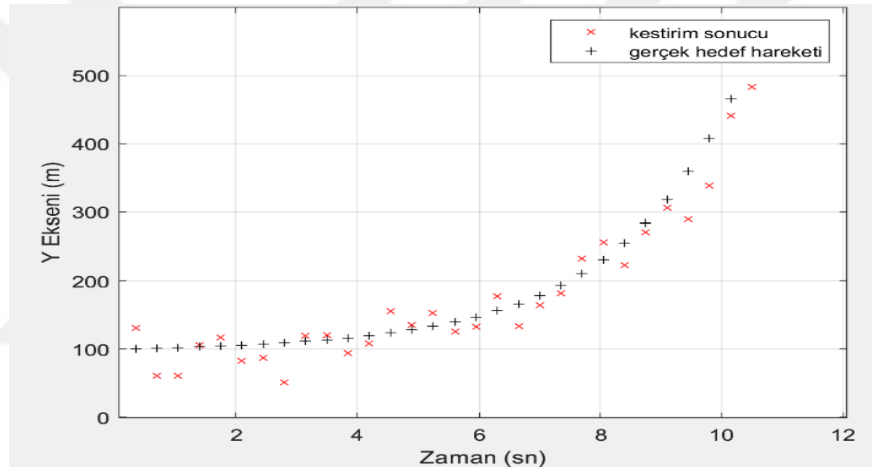
Şekil 5.3.1 Yatay Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Grafiği



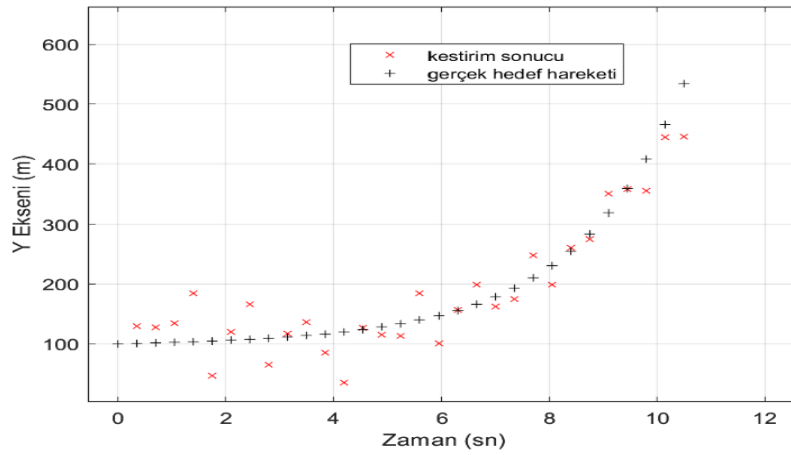
Şekil 5.3.2 Düşey Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Grafiği



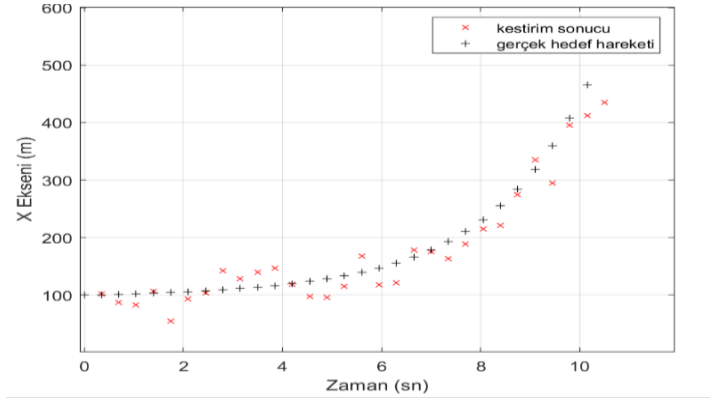
Şekil 5.3.3 Düşey Ekseninde UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 100 Kat Artış)



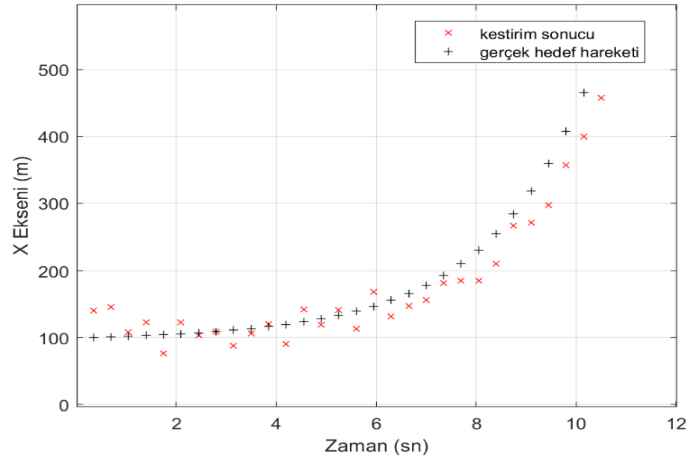
Şekil 5.3.4 Düşey Ekseninde UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış)



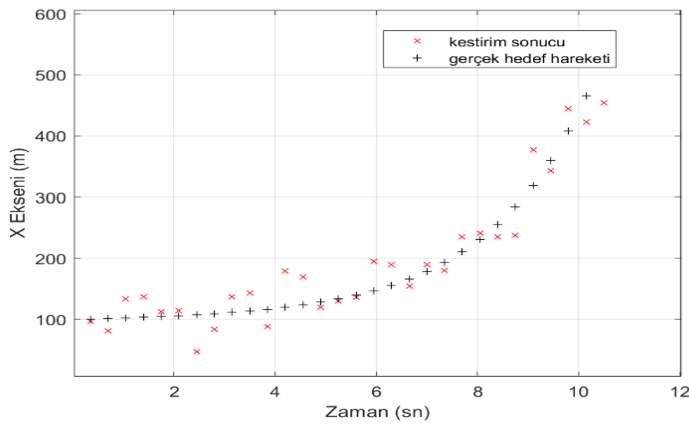
Şekil 5.3.5 Düşey Ekseninde UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış)



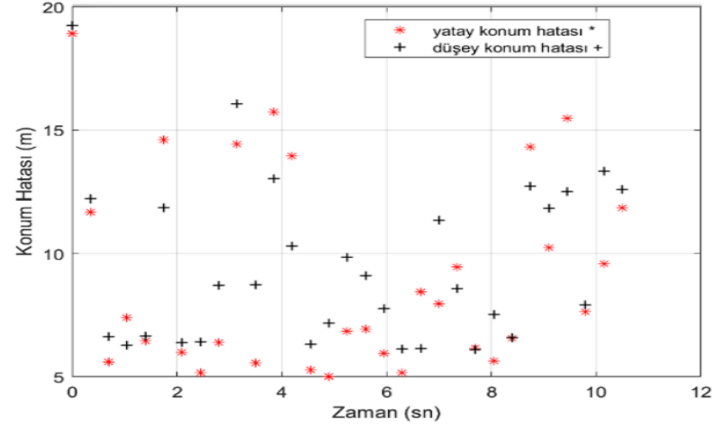
Şekil 5.3.6 Yatay Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 100 Kat Artış)



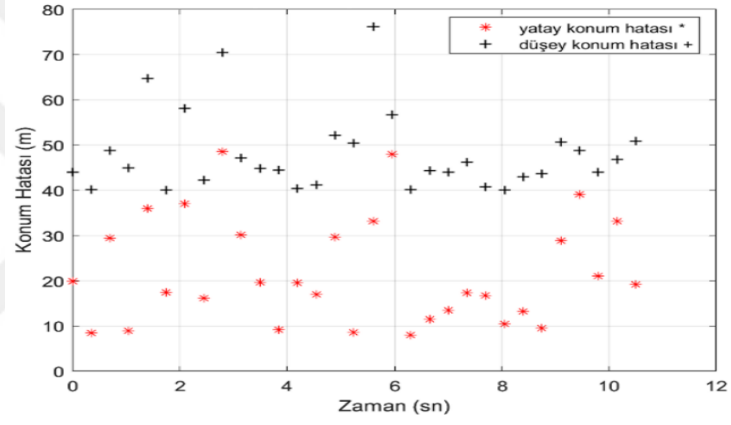
Şekil 5.3.7 Yatay Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 1000 Kat Artış)



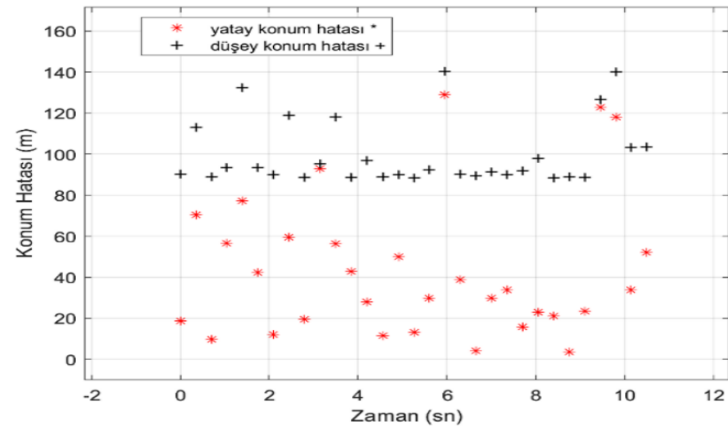
Şekil 5.3.8 Yatay Eksende UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 5000 Kat Artış)



Şekil 5.3.9 UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi Hatası



Şekil 5.3.10 UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (SG 1000 Kat Artış)



Şekil 5.3.11 UKF ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (SG 5000 Kat Artış)

Tablo 5.3.2 Süreç Gürültüsünün Konum Hatası Etkisi Analizi (UKF)

<i>Süreç Gürültüsü</i>	<i>Yatay Eksen Azami Konum Hatası</i>	<i>Dikey Eksen Azami Konum Hatası</i>
Q (Sabit)	~20 metre	~20 metre
Q (1000 Kat Fazla)	~50 metre	~80 metre
Q (5000 Kat Fazla)	~130 metre	~150 metre

yaklaşık "~"

Şekil 5.3.9, Şekil 5.3.10 ve Şekil 5.3.11 grafikleri üzerinde süreç gürültüsünün artırılmasıyla sabit ivmeli hedefin konum hatası değişim grafikleri incelendiğinde, Kokusuz Kalman Filtresi sabit ivmeli hedefi izleme performansının azaldığı izlenmiştir.

Sabit ivmeli hedef kestirimi için genişletilmiş ve kokusuz kalman filtrelerinin kestirim performansları analiz karşılaştırması yapılmıştır. Süreç gürültüsündeki artışın, sabit ivmeli hedeflerde genişletilmiş kalman filtre kestirimine etkisi Tablo 4.4.2 ve kokusuz kalman filtre kestirimine etkisi Tablo 5.3.2 ile analiz edilmiştir. Analiz sonucunda süreç gürültüsündeki artış ile hem genişletilmiş hem de kokusuz kalman filtreleri hedef kestirimlerindeki konum hatasının arttığı izlenmiştir. Süreç gürültüsündeki 5000 kat artışının, UKF ile hedef izleme doğrultusunda ortalama 140 metre ve EKF hedef izleme doğrultusunda ortalama 320 metre sapmasına yol açtığı izlenmiştir. Özetle, Kokusuz Kalman Filtresi, doğrusal olmayan sabit ivmeli hedeflerin hareket modelindeki belirsizliğe karşı daha kararlı yapıda hedef takibi gerçekleştirmiştir. Sonuç olarak sabit ivmeli hedefler için, hedef izleme doğrultusunu kararlı takip etme özelliği ile Kokusuz Kalman filtresinin tercih edilmesi daha az konum hatasına sahip hedef izleme performansına sahiptir.

6. ETKİLEŞİMLİ ÇOKLU MODEL FİLTRE (IMM)

En genel tanım olarak birden fazla Kalman filtresinden oluşan ve hedef durum tahmini gerçekleştiren bütünleşik bir algoritmadır. Birden fazla filtre modelinin kullanımıyla değişken dinamiklere sahip hedefin durum tahmininin doğru şekilde yapılmasını sağlar. Etkileşimli Çoklu Model filtrede (IMM) yer alan her bir filtre modeli, farklı hedef dinamiklerini karşılayan yapıya sahiptir. Amaç, gerçek hedef durumuna en yakın tahmini sağlamaktır. IMM içindeki filtrelerin birbiri ile etkileşim olasılığını da hesaba katar. Bununla birlikte hedefin davranışına paralel dinamik filtre belirlenir. Bu hesaplama yöntemi IMM algoritmasına manevra yapan hedefleri takip etmek için avantaj sağlar. Filtre her zaman adımında ölçülen verilere en uygun modelin hangisi olduğunu belirlemek için Markov Zinciri kullanır. Markov Zinciri kısaca, bir modelden diğerine geçiş olasılığını belirleyen bir dizi olasılık tanımlar, bu olasılıklar sistemle ilgili ön bilgilere dayalı olarak tahmin edilir. IMM içinde gömülü olan kalman filtrelerinden ayrı ayrı gelen tahminlere bakılarak sistem durumunun ağırlıklı tahmini yapılır, bu ağırlıklar her bir modele atanan olasılıklar ile Markov Zinciri tarafından belirlenir ve gelen tahmine güven derecesini yansıtır.

IMM filtrenin çalışması 4 başlık altında gruplandırılabilir: filtreler arası etkileşim, her bir filtre için kestirim güncelleme, filtrelerin olasılık hesaplamalarının yapılması, filtrelerin kestirim ortaklaştırılması.

6.1 Filtreler Arası Etkileşim

Filtreler arası etkileşimi sağlamak için verilen formüller sırasıyla eşitlik 6.1, 6.2 ve 6.3 adımlarında yer almaktadır. Bu formüllerde yer alan sembol açıklamaları aşağıdaki şekildedir:

“k-1”	: Bir önceki zaman adımı (iklendirme),
“i”, “j” ve “l”	: Farklı kalman filtreleri
“r”	: Dinamik Model
“ u_i ”	: Her bir filtre için model olasılığı
“ U_{ij} ”	: i. filtreden j. filtreye geçişin koşullu olasılığı
“ p_{ij} ”	: Her zaman adımı için hedefin i. modelden j. modele geçme olasılığı
“ X_i^+ ”	: Her bir hedef durumu
“ P_i^+ ”	: Her bir hedef başlangıç kovaryansı
“ $X_{j(k-1)}^0$ ”	: Bir önceki zaman adımı ortak durum tahmini
“ $P_{j(k-1)}^0$ ”	: Bir önceki zaman adımı ortak kovaryans

$$U_{ij(k-1)} = \frac{p_{ij}u_{i(k-1)}}{\sum_{l=1}^r p_{lj}u_{l(k-1)}} \quad (6.1)$$

$$X_{j(k-1)}^0 = \sum_{l=1}^r X_{l(k-1)}^+ U_{lj(k-1)} \quad (6.2)$$

$$P_{j(k-1)}^0 = \sum_{l=1}^r U_{lj(k-1)} \{P_{l(k-1)}^+ + [X_{l(k-1)}^+ - X_{j(k-1)}^0][X_{l(k-1)}^+ - X_{j(k-1)}^0]^T\} \quad (6.3)$$

6.2 Her Filtre İçin Kestirim Güncelleme

Bu tezde IMM Kalman filtresi analizi için Standart Kalman filtre ve Genişletilmiş Kalman Filtre kullanılmıştır. Bundan dolayı Filtre adımı için kestirim güncelleme formüllerinde Standart Kalman filtresi adımları yer almaktadır. Eşitlik (6.4)-(6.10) ile verilen denklemlerin açıklamaları şu şekildedir:

“ $X_{j(k-1)}^0$ ” : Bir önceki zaman adımı ortak durum tahmini

“ $P_{j(k-1)}^0$ ” : Bir önceki zaman adımı ortak kovaryans

“ $X_{j(k)}^-$ ” : k anındaki durum tahmini

“ $P_{j(k)}^-$ ” : Başlangıç Kovaryans tahmini

“ A_j ” : Geçiş Matrisi (Dinamik Model)

“ Q_j ” : Süreç Gürültüsü

“ $\tilde{y}_j$ ” : Yenilenme hesabı

“ S_j ” : İnovasyon Kovaryansı

“ $G_{j(k)}$ ” : IMM Kalman Filtre Kazancı

“ H_j ” : Gözlem Matrisi

“ R_j ” : Ölçüm gürültüsü

“ $X_{j(k)}^+$ ” : Güncellenmiş tahmin edilen durum

“ $P_{j(k)}^+$ ” : Güncellenmiş tahmin edilen kovaryans

“ I ” : Birim Matris

$$X_{j(k)}^- = A_j X_{j(k-1)}^0 \quad (6.4)$$

$$P_{j(k)}^- = A_j P_{j(k-1)}^0 A_j^T + Q_j \quad (6.5)$$

$$S_{j(k)} = H_j P_{j(k)}^- H_j^T + R_j \quad (6.6)$$

$$G_{j(k)} = P_{j(k)}^- H_j^T S_{j(k)}^{-1} \quad (6.7)$$

$$\tilde{y}_{j(k)} = Z_k - H_j X_{j(k)}^- \quad (6.8)$$

$$X_{j(k)}^+ = X_{j(k)}^- + G_{j(k)} \tilde{y}_{j(k)} \quad (6.9)$$

$$P_{j(k)}^+ = (I - G_{j(k)} H_j) P_{j(k)}^- \quad (6.10)$$

6.3 Filtrelerin Olasılık Hesaplamalarının Yapılması Aşaması

Bu adımda hesaplamaya dahil edilen olasılık fonksiyonu ve ağırlıklandırma katsayıları formülleri gösterilmektedir. Bu adım, IMM filtre içindeki model olasılıklarını hesaplamak ve ardından durum tahmini ve model olasılıklarını güncellemek için kullanılan formül içine dahil edilir. Kısaca, her bir model tahmini ile gözlenen ölçümlerin ne kadar eşleştiğinin ölçütüdür. Bu ölçüt algoritmanın bir sonraki iterasyonunda durum ve kovaryans tahmini güncellemek için kullanılır. Eşitlik 6.11 ve eşitlik 6.12 ile gösterilen formüllerin açıklamaları şu şekildedir:

“ $\Lambda_{j(k)}$ ” : j. filtre yenilenme ve kovaryansına bağlı olasılık fonksiyonu

“ $u_{j(k-1)}$ ” : j. filtre için ilklendirilmiş model olasılığı

“ $u_{j(k)}$ ” : k anındaki son model olasılığı (ağırlıklandırma faktörü)

“ $||$ ” : determinant

“exp” : üstel ($e^{\wedge}$)

$$\Lambda_{j(k)} = \frac{\exp[\tilde{y}_j^T S_{j(k)}^{-1} \tilde{y}_{j(k)}]}{\sqrt{2\pi|S_j|}} \quad (6.11)$$

$$u_{j(k)} = \frac{u_{j(k-1)} \Lambda_{j(k)}}{\sum_{i=1}^r u_{j(k-1)} \Lambda_{i(k)}} \quad (6.12)$$

6.4 Filtrelerin Kestirim Ortaklaştırılması Aşaması

IMM Kalman filtresi içinde yer alan ve hedefleri takip etmek için kullanılan tüm filtrelerin durum ve kovaryans kestirimlerinin ortaklaştırılması (*combination*) aşamasından oluşmaktadır. Filtre olasılık hesaplaması yapılma aşaması sonrasında bu olasılıklar baz alınarak ortak durum ve kovaryans kestirim değerleri hesaplanır. Denklem 6.13 ve 6.14 ile gösterilen formüllerin açıklamaları bulunmaktadır:

“ $X_{(k)}$ ” : Ortak (*combine*) durum kestirimi

“ $P_{(k)}$ ” : Ortak (*combine*) kovaryans

$$X_{(k)} = \sum_{j=1}^r X_{j(k)}^+ u_{j(k)} \quad (6.13)$$

$$P_{(k)} = \sum_{l=1}^r u_{j(k)} \{P_{j(k)}^+ + [X_{j(k)}^+ - X_{(k)}][X_{j(k)}^+ - X_{(k)}]^T\} \quad (6.14)$$

Bu tez çalışmasında IMM filtre ile ilgili yapılan çalışma şu şekildedir. Sabit ivmeli ve sabit süratli hareket senaryosuna sahip iki dinamik model kullanılmıştır. Sabit ivmeli hedef için Genişletilmiş Kalman filtresi ve sabit süratli hedef için Standart Kalman filtresi kullanımı tercih edilmiştir. Birinci durumda filtrelerin ağırlıklandırma katsayıları değiştirilip IMM filtresinin hedef izleme performansındaki değişim analiz edilmiştir. Filtre Geçiş Olasılığı (FGO) sabit ivmeli model için sırasıyla IMM_Durum_1 için 0.01, IMM_Durum_2 için 0.5 ve IMM_Durum_3 için 0.99 seçilerek yapılan analizler ayrı şekilde bölüm 6.5, 6.6 ve 6.7 başlıkları altında incelenmiştir. Sonraki adım olarak süreç gürültüsü değiştirilerek IMM filtre hedef takip performansı bölüm 6.8 başlığı altında incelenmiştir.

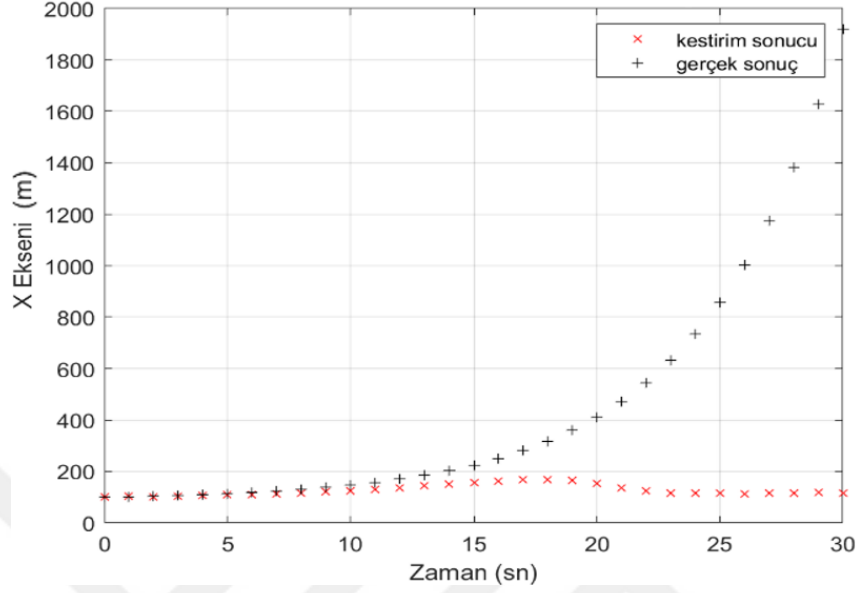
6.5 İvmeli Hedef Takibi Analizi (Filtre Geçiş Olasılığı Sıfır)

Bu tez kapsamında oluşturulan Etkileşimli Çoklu Model filtre, bir adet genişletilmiş kalman filtre (birinci dinamik model) ve bir adet standart kalman filtre (ikinci dinamik model) ile tasarlanmıştır. Tablo 6.5.1’de “ p_{11} ” ve “ u_1 ” değerleri olasıksal olarak çok düşük bir değer seçilmiştir. Bu şekilde seçildiğinde IMM filtre tarafından manevralı ve ivmeli hareket eden hedefi (Hedef#3) izleme performansı analiz edilmiştir.

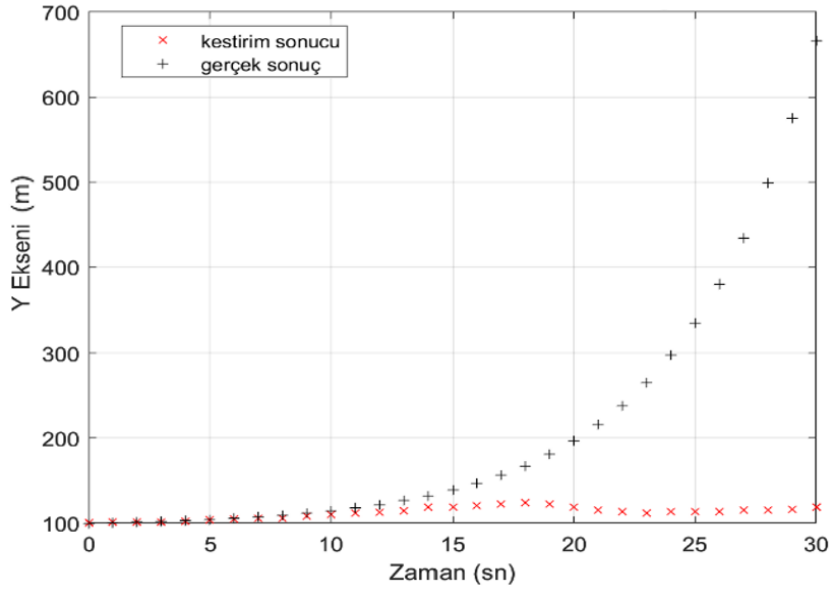
Tablo 6.5.1 Filtreler Arası (IMM içinde) Geçiş Olasılığı ve Model Olasılığı Tablosu

<i>Filtre Geçiş Olasılığı</i>		<i>Model Olasılığı</i>	
p_{11}	p_{22}	u_1	u_2
0.01	0.99	0.001	0.999

IMM Durum 1 Sonuç:



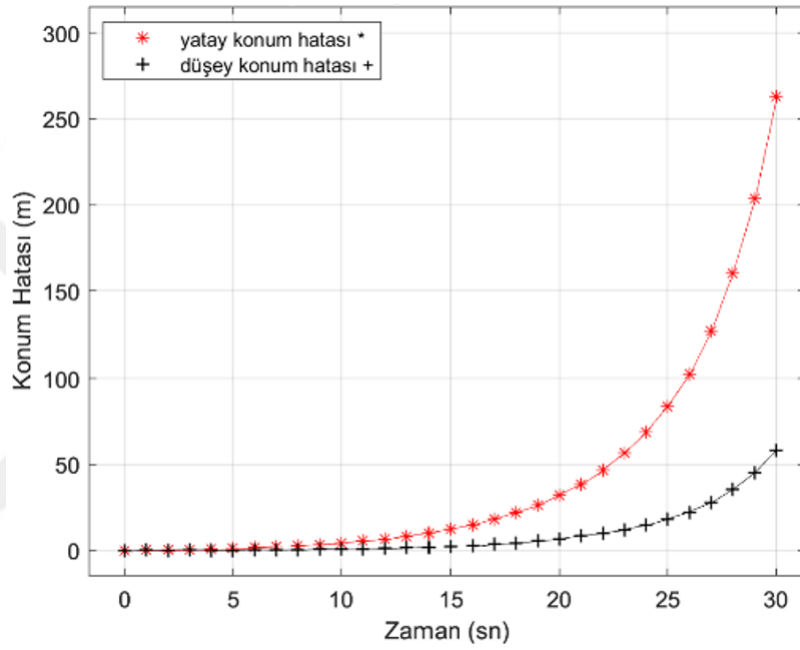
Şekil 6.5.1 Yatay Eksende IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.01)



Şekil 6.5.2 Düşey Eksende IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.01)

Sabit ivmeli hareket gerçekleştiren Hedef#3 hareketlisinin kestirimi yapılırken IMM filtre içindeki genişletilmiş kalman filtresi geçiş olasılığı düşük tutulmuştur. Beklenen sonuç

IMM filtrenin ivmeli hedef kestirim performansının yetersiz kalmasıdır. Bu durum Şekil 6.5.1 ile X Ekseni-Zaman grafiği ve Şekil 6.5.2 ile Y Ekseni- Zaman grafiği üzerinde tanıtlanmıştır. IMM Filtrenin 15. Saniyeden itibaren hedef yörüngesine dahi yakınsayamadığı izlenmiştir. Bu da hedef dinamik model ve geçiş olasılıklarının IMM filtreye doğru veri ile sağlanmadığı durumda, IMM filtrenin hedef kestiriminde yetersiz kaldığını gösterir.



Şekil 6.5.3 IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (FGO = 0.01)

Birinci durum için Şekil 6.5.3 ile Konum Hatası – Zaman grafiği sabit ivmeli hareket gerçekleştiren Hedef#3 için gösterilmiştir. Konum hatasının hem yatay hem dikey ekseninde zamanla artan hataya sahip bir hareket gerçekleştirdiği gözlenmiştir.

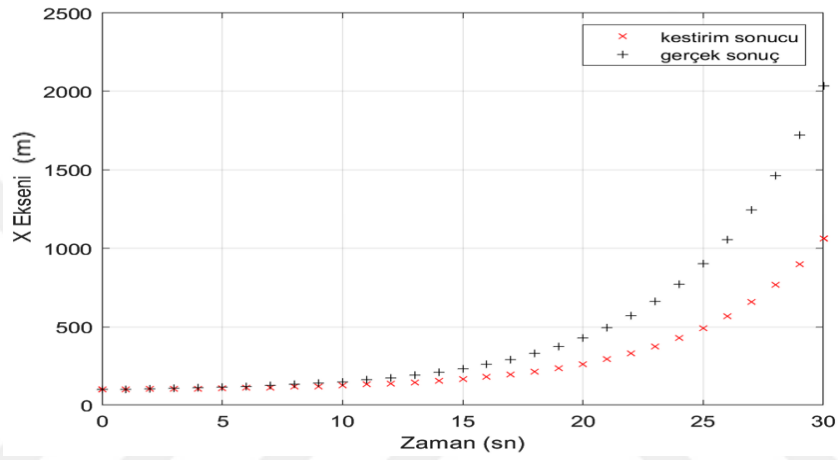
6.6 İvmeli Hedef Takibi Analizi (Filtre Geçiş Olasılığı 0.5)

Bu tez kapsamında oluşturulan Etkileşimli Çoklu Model filtre içinde birinci dinamik model, genişletilmiş kalman filtre ve ikinci dinamik model standart kalman filtre ile

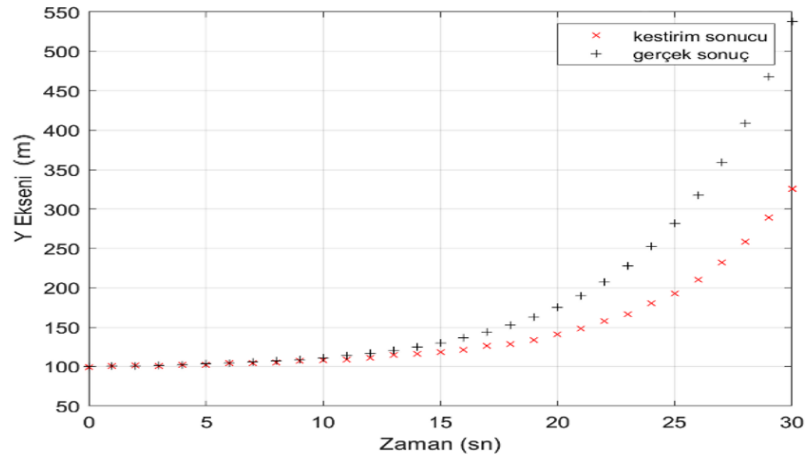
tasarlanmıştır. Tablo 6.6.1 ile “ p_{11} ”, “ p_{12} ”, “ u_1 ” ve “ u_2 ” değerleri olasılıksal olarak eşit seçilmiştir. Bu şekilde seçildiğinde IMM filtre tarafından ivmeli hareket eden hedef izleme performansı analiz edilmiştir.

Tablo 6.6.1 Filtreler Arası (IMM içinde) Geçiş Olasılığı ve Model Olasılığı Tablosu

<i>Filtre Geçiş Olasılığı</i>		<i>Model Olasılığı</i>	
p_{11}	p_{22}	u_1	u_2
0.5	0.5	0.5	0.5



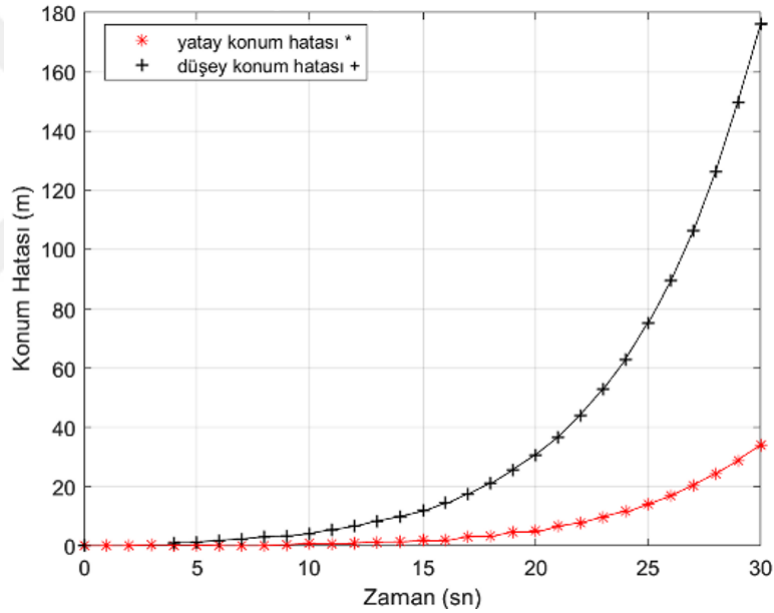
Şekil 6.6.1 Yatay Ekseninde IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.5)



Şekil 6.6.2 Düşey Ekseninde IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.5)

IMM Durum 2 Sonuç:

İvmeli hareket gerçekleştiren Hedef#3 dinamik modeli ve IMM filtre ile kestirim durumu için Şekil 6.6.1 ile X Ekseni-Zaman grafiği ve Şekil 6.6.2 ile Y Ekseni- Zaman grafiği gösterilmiştir. IMM filtre içinde Hedef#3 modele ait geçiş olasılıkları ve model olasılıkları Tablo 6.6.1’de yer alan değerler filtreye gömülerek ilklendirme işlemi yapılmıştır. Birinci Duruma göre Hedef#3 için model olasılığı arttırılmıştır. Bu durumda IMM filtrenin hedef takibinde birinci durum senaryosuna göre daha kararlı sonuç verdiği izlenmiştir. IMM Filtrenin 15. Saniyeden itibaren hedef yörüngesine yakınsadığı ancak bu yakınsamanın yüksek konum hatası ile olduğu izlenmektedir. Bu da hedef dinamik model ve geçiş olasılıklarının IMM filtreye doğru veri ile ilklendirilmediği durumda, IMM filtrenin hedef izlemede yetersiz kaldığını göstermektedir.



Şekil 6.6.3 IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (FGO = 0.5)

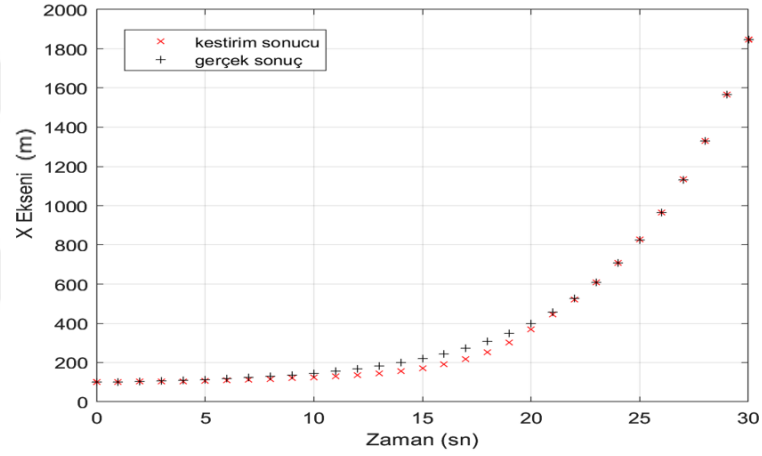
Konum Hatasının hem yatay hem düşey ekseninde zamanla artarak artan bir hareket gerçekleştirdiği gözlenmiştir. IMM_Durum_1_Sonuç bölümü ile kıyaslandığında (filtre model geçiş olasılığı arttırıldığında) ise hem yatay hem düşey ekseninde konum hatalarının yaklaşık %50 oranında azaldığı gözlenmiştir.

6.7 İvmeli Hedef Takibi Analizi (Filtre Geçiş Olasılığı Bir)

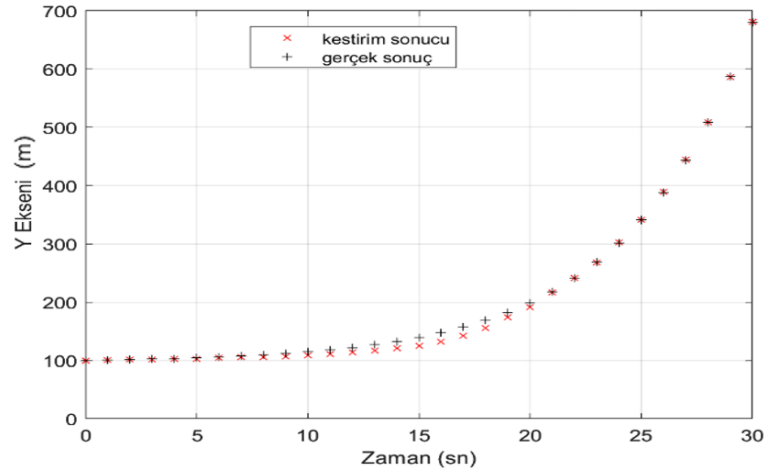
Bu tez kapsamında oluşturulan Etkileşimli Çoklu Model filtre içinde birinci dinamik model, genişletilmiş kalman filtre ile ikinci dinamik model standart kalman filtre ile tasarlanmıştır. Tablo 6.7.1 ile “ p_{11} ” ve “ u_1 ” değerleri olasılıksal olarak 1’e yakın seçildiği gösterilmiştir. Bu şekilde seçildiğinde IMM filtre tarafından ivmeli hareket eden Hedef#3 izleme performansı analiz edilmiştir.

Tablo 6.7.1 Filtreler Arası (IMM içinde) Geçiş Olasılığı ve Model Olasılığı Tablosu

<i>Filtre Geçiş Olasılığı</i>		<i>Model Olasılığı</i>	
p_{11}	p_{22}	u_1	u_2
0.99	0.01	0.999	0.001



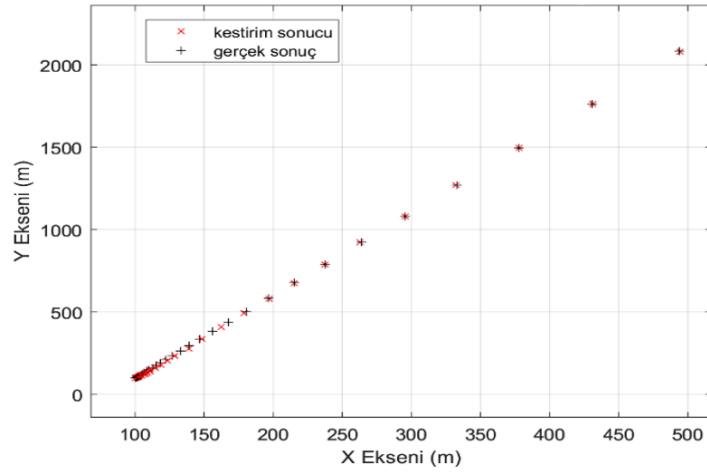
Şekil 6.7.1 Yatay Ekseninde IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.99)



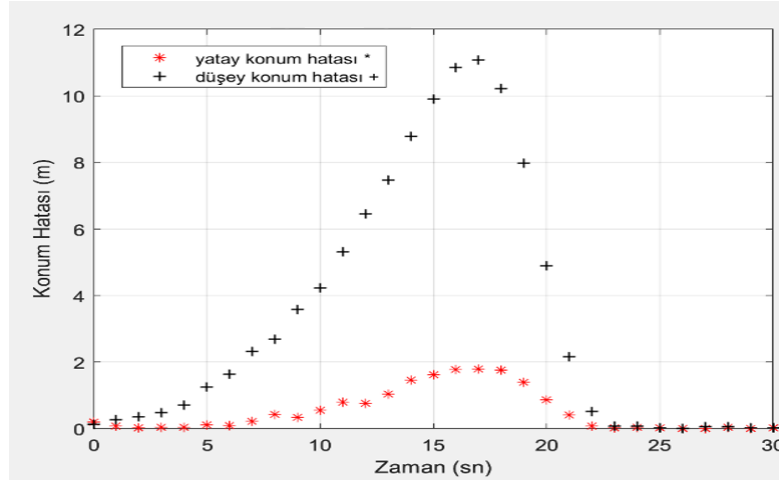
Şekil 6.7.2 Düşey Eksen (Y Ekseni) üzerindeki IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.99)

IMM Durum 3 Sonuç:

IMM filtre içinde sabit ivmeli modele ait geçiş olasılıkları ve model olasılıkları artma durumunda IMM filtresinin ivmeli hareket eden hedefi aynı doğrultuda izlediği tanıtlanmıştır. Bu da hedef dinamik model ve geçiş olasılıklarının IMM filtreye doğru veri ile sağlandığı durumda, IMM filtrenin hedef izlemedeki performansının başarılı olduğunu göstermektedir.



Şekil 6.7.3 Eksen (X Ekseni) üzerindeki IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (FGO = 0.99)

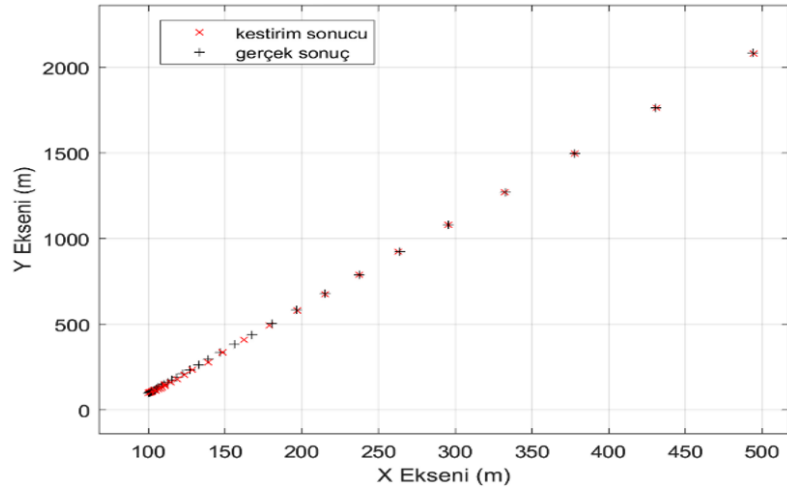


Şekil 6.7.4 IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (FGO = 0.99)

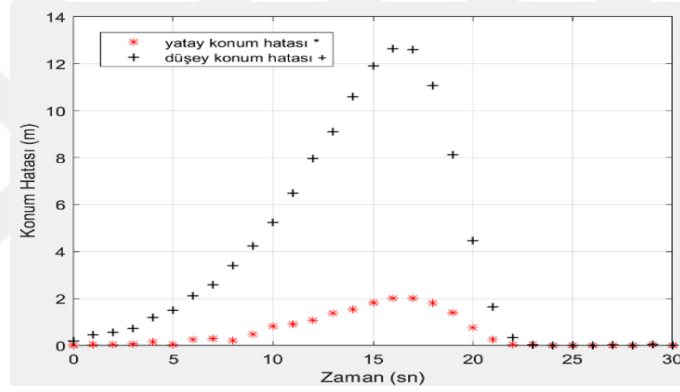
IMM Kalman filtresi model olasılık ve model geçiş olasılıklarının ortamdaki hedeflerin dinamik modeli ile orantılı seçildiği durumda Şekil 6.7.4 ile ivmeli hedef izlemede konum hatasının yatay ekseninde azami 2 metreye yakınsadığı, düşey ekseninde azami 11 metre kadar azaldığı gözlenmiştir.

6.8 IMM ile Sabit İvmeli Hedef Takibinde Süreç Gürültüsü Etkisi Analizi

Bu tez kapsamında IMM filtre ile takip edilen sabit ivmeli hedef (Hedef#3) için süreç gürültüsü 500 kat artırılarak IMM hedef izleme performans analizi yapılmıştır. Üçüncü durum için kabul edilen ve Tablo 6.7.1’de yer alan Filtre Geçiş Olasılığı ve Model Olasılığı sabitleri bu analiz için de sabit tutulmuştur.



Şekil 6.8.1 IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirimi (SG 500 Kat Artışı)



Şekil 6.8.2 IMM ile Sabit İvmeli Hedef Kestirim Hatası (SG 500 Kat Artışı)

Süreç gürültüsü (Q) 500 kat arttırılmıştır. Bu durumda Şekil 6.8.2 üzerinde ivmeli hedef izlemede konum hatasının yatay ekseninde azami 2 metreye, düşey ekseninde azami 13 metre kadar yükselmiştir. Süreç gürültüsünde yapılan 500 katlık bir artış için IMM filtrenin konum hatası-zaman grafiğinin kararlı yapı gösterdiği tanıtlanmıştır. (Şekil 6.7.4 ve Şekil 6.8.2 karşılaştırılması sonucu ile alınan bulgular baz alınmıştır.)

7. ÇOKLU HEDEF TAKİP ANALİZİ

7.1 En Yakın Komşu (NN) Yöntemi

Kargaşa ortamı içinde hedef izlemede en yaygın olarak kullanılan yöntemlerden biridir [12]. En yakın komşuluk (NN) algoritması, varsayılan hedef noktasına olan en yakın ölçümün kabulüdür. Bu algoritmada, geçerlilik bölgesi (*validation region*) içinde birden fazla gözlem olma durumunda, ilgili gözlemlerin hedeften gelme kabulünün yapılması için en yakın mesafe baz alınır. Filtrede hedef durumu bu gözlem ile güncellenir [2]. Kısaca, ölçüm kestirimine göre bir kabul bölgesi oluşturulur, bu kabul bölgesi kapı olarak isimlendirilir. Ölçüm değerleri eşik değeri ile belirlenen alan içinde yer alır. Bu bölgenin dışında kalan bir ölçümün ilgili hedef dışında başka bir hedeften geldiği varsayılır ve algoritma tarafından ihmal edilir. Kapı içine düşen ölçümlerden tahmin edilen ölçüme olan en yakın uzaklık bulunması için kullanılan eşitlik 7.2 ile gösterilmektedir. Burada yer alan eşik seviyesi “ γ ” Ki-kare (chi-square) tablosu ile belirlenir. Ki-kare tablosu bir ölçümün tahmini ölçüm değeri ile ne kadar kokusuz olduğunu değerlendirmek için kullanılan istatistiksel bir araçtır. Bu uyuma bakılırken Ki-kare tablosunda referans alınan değer “kritik değer” olarak isimlendirilir. Bu değer ölçümün tahmini ölçüm ile arasındaki farkın, belirlenen seviyenin (kritik değer) altında kalması durumunda kabul edilebilir bir değeri işaret eder. Yani, denklemde elde edilen değer, tablodan belirlenen kritik değerden küçük ise ölçüm takip edilen bir hedef ile ilişkilendirilir ve filtre güncellenir. Ki-kare tablosunda yer alan kritik değer belirlemek için ki-kare tablosunda ilk sütun (*DF*) olan serbestlik derecesi, ölçüm boyutu ile belirlenir.

“ v_k ” : İnovasyon (yenilenme) vektörü

“ z_k ” : Ölçüm vektörü

“ $\hat{z}_{k|k-1}$ ” : Ölçüm kestirimi

“ S_k ” : İnovasyon kovaryansı

“ $k - 1$ ” : Bir önceki zaman adımı

“ k ” : Güncel zaman adımı

“ D ” : Geçerlilik Bölgesi (Kapı)

“ γ ” : Eşik seviyesi (threshold)

$$v_k = z_k - \hat{z}_{k|k-1} \quad (7.1)$$

$$D = v_k^T S_k v_k \leq \gamma \quad (7.2)$$

Bu tez çalışması kapsamında NN algoritması iki ana kısımda değerlendirilmiştir. Birinci kısımda NN algoritması, Standart Kalman filtresi ile birlikte kullanılarak birbirine yakın, paralel ve sabit süratli eş zamanlı hareket eden iki doğrusal hedef için davranışı izlenilmiştir. Bir sonraki adımda süreç gürültüsü arttırılarak NN-SKF davranışının çoklu hedef izleme performansına analizi yapılmıştır. Aynı analiz aynı hedeflerin birbirlerine göre çapraz doğrultuda hareketleri için de gerçekleştirilmiştir. İkinci kısımda NN algoritması, Genişletilmiş Kalman filtresi ile birlikte birbirine yakın ve sabit ivme ile hareket eden iki manevralı hedef için davranışı izlenilmiştir. Bir sonraki adımda süreç gürültüsü arttırılarak NN-EKF davranışının çoklu hedef izleme performansının analizi yapılmıştır.

7.1.1 En yakın komşu yöntemi ve SKF ile çoklu hedef izleme analizi

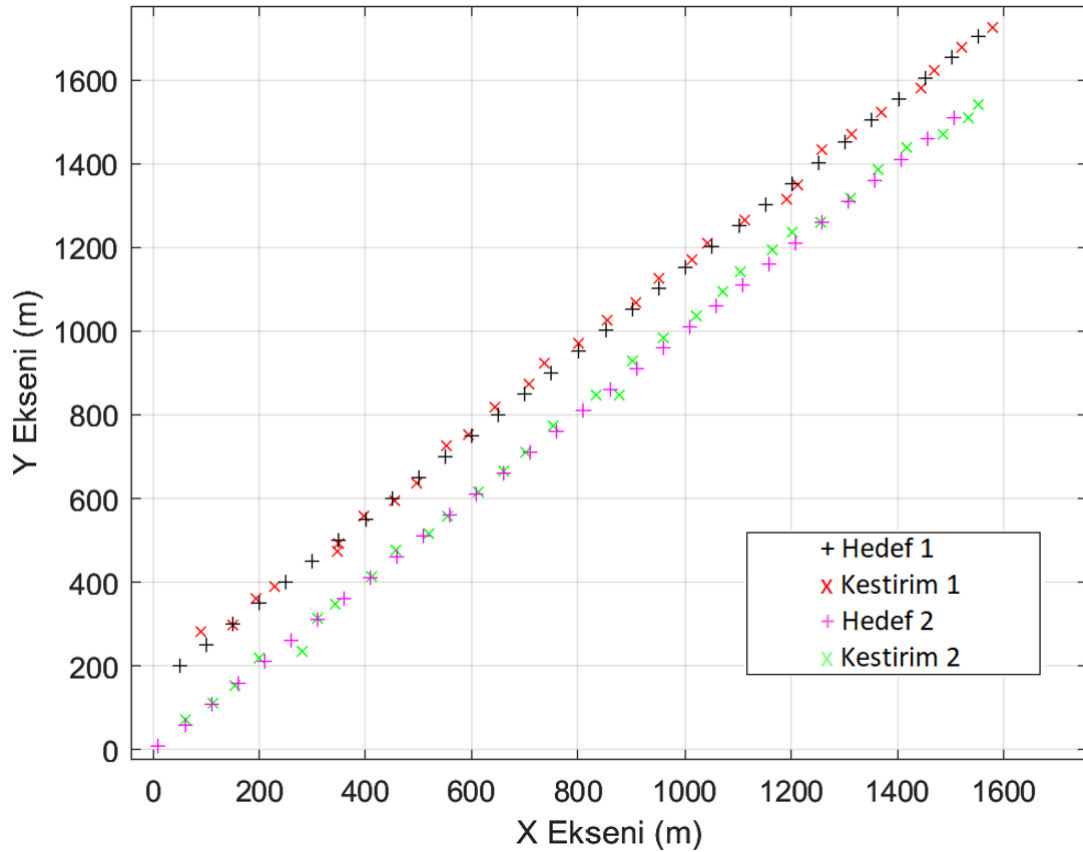
Burada yapılan analiz üç ayrı adımda gerçekleştirilmiştir.

ADIM-1 : Birbirine paralel ve aynı ortam gürültüsüne sahip iki sabit süratli hedef için NN-SKF ile hedef izleme takibi analizi yapılmıştır. Amaç, yakın ve paralel hedeflerin izlenmesi için NN algoritmasının performansını analiz etmektir. Kullanılan hedefler ile ilgili bilgiler Tablo 7.1.1.1 üzerinde yer almaktadır.

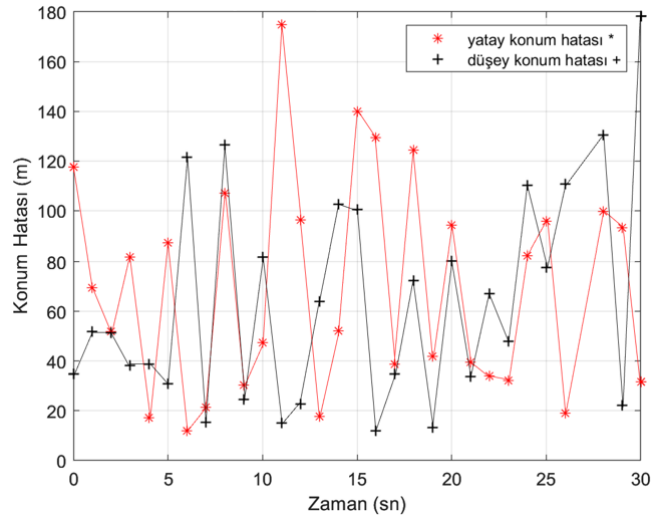
Tablo 7.1.1.1 NN ile Takip Edilen Sabit Süratli İki Hedef için Bilgi Tablosu

Hedef	X ₀ Ekseni (m)	Y ₀ Ekseni (m)	Yatay Hız (m/sn)	Düşey Hız (m/sn)	sigma _x1	sigma _y1	sigma _x2	sigma _y2
Hedef 1	10	10	100	100	0.12	0.12	-	-
Hedef 2	50	200	100	100	-	-	0.12	0.12

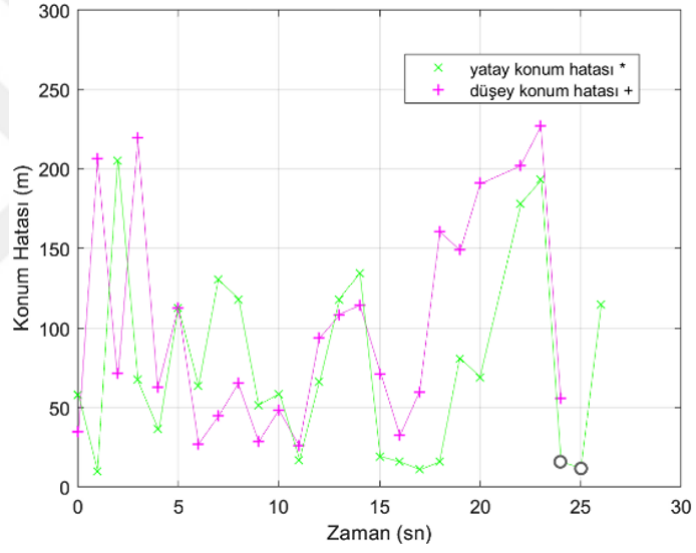
sigma: süreç gürültüsünün standart sapması



Şekil 7.1.1.1 NN-SKF ile Sabit Süratli ve Paralel Çoklu Hedef İzleme Grafîği



Şekil 7.1.1.2 Konum Hatası Grafiği (Hedef1)



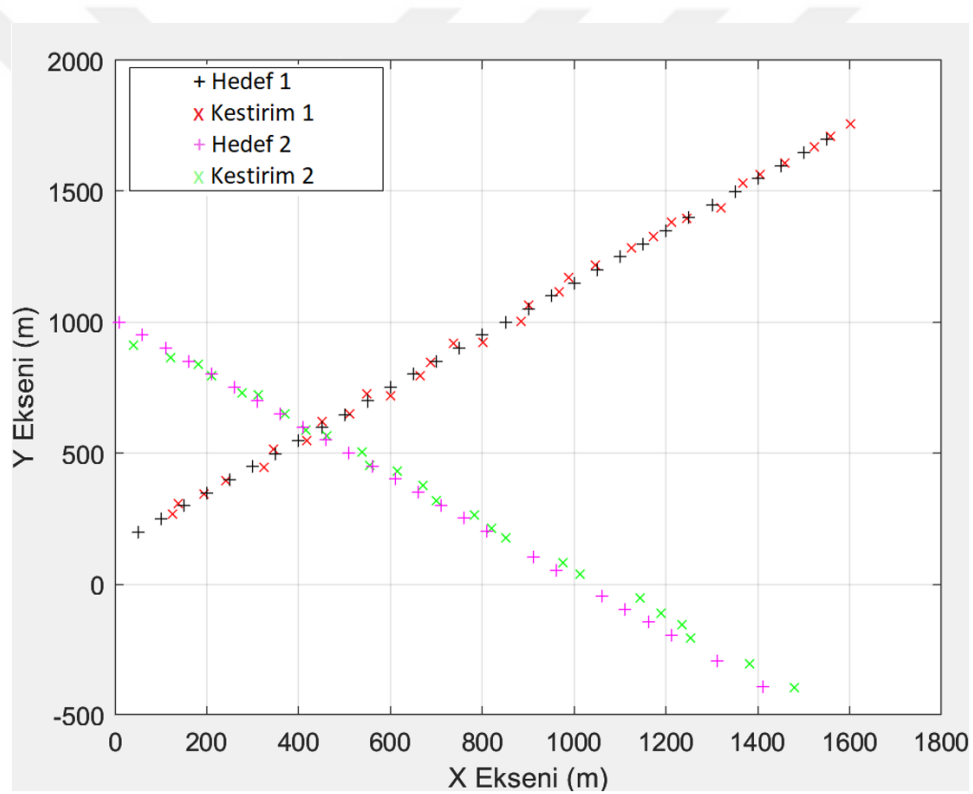
Şekil 7.1.1.3 Konum Hatası Grafiği (Hedef2)

Yapılan analiz sonucunda NN-SKF ile izlenilen sabit süratli ve birbirine yakın seyreden hedeflerin eş zamanlı kestirimlerinde herhangi bir izleme kaybı yaşanmadığı ve her bir kestirimin ilişkili hedef üzerinde olduğu izlenmiştir.

ADIM-2 : Eş zamanlı olarak birbirlerine göre çapraz hareket eden ve aynı ortam gürültüsüne sahip iki hedef için NN-SKF ile hedef izleme takibi analizi yapılmıştır. Kullanılan hedefler ile ilgili bilgiler Tablo 7.1.1.2 ile gösterilmiştir.

Tablo 7.1.1.2 NN ile Takip Edilen Sabit Süratli İki Hedef Bilgisi

Hedef	X ₀ Eksen (m)	Y ₀ Eksen (m)	Yatay Hız (m/sn)	Düşey Hız (m/sn)	sigma_x1	sigma_y1	sigma_x2	sigma_y2
Hedef 1	10	10	100	100	0.12	0.12	-	-
Hedef 2	10	1000	100	-100	-	-	0.12	0.12



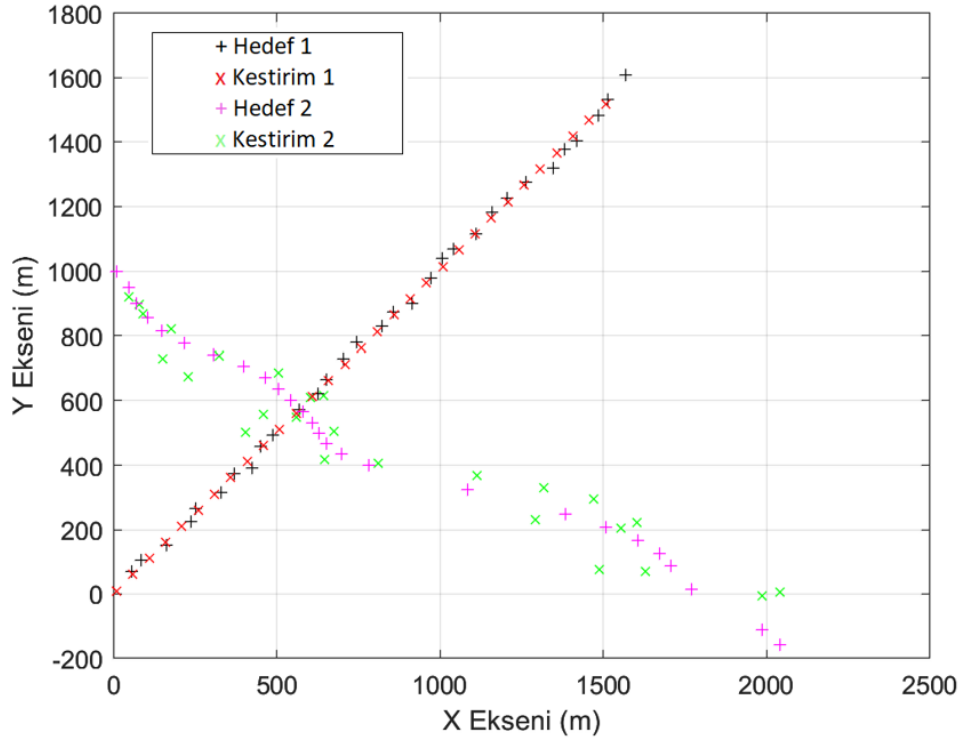
Şekil 7.1.1.4 NN-SKF ile Eş Zamanlı Hareket Eden Sabit Süratli İki Hedef Kestirimi

Şekil 7.1.1.4 grafiği baz alınarak NN-SKF ile izlenen sabit süratli ve birbirlerine göre çapraz hedef kestirimi sonuçlarında herhangi bir izleme kaybı yaşanmadığı gözlenmiştir. Hedeflerin kestirimi sırasında herhangi bir yanılgı olmadığı, her bir kestirimin ilişkili hedef üzerinde olduğu görülerek doğrulanmıştır.

ADIM-3 : Eş zamanlı olarak birbirine göre çapraz hareket eden ve farklı süreç gürültüsüne sahip iki hedef için NN-SKF ile hedef izleme takibi analizi yapılmıştır. Kullanılan hedefler ve değişen süreç gürültü standart sapması ile ilgili bilgiler Tablo 7.1.1.3 ile gösterilmiştir.

Tablo 7.1.1.3 NN ile Takip Edilen İki Sabit Süratli Hedefin Bilgileri

Hedef	X ₀ Ekseni (m)	Y ₀ Ekseni (m)	Yatay Hız (m/sn)	Düşey Hız (m/sn)	sigma x1	sigma y1	sigma x2	sigma y2
Hedef 1	10	10	100	100	0.12	0.12	-	-
Hedef 2	10	1000	100	-100	-	-	100	12

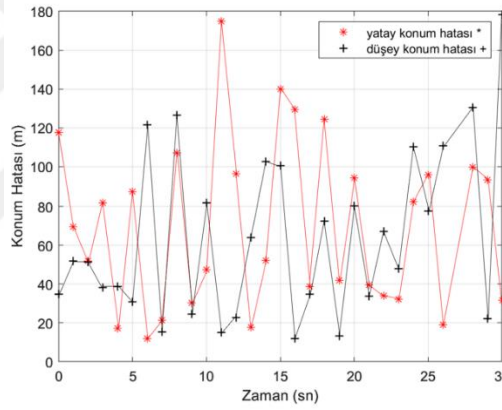


Şekil 7.1.1.5 NN-SKF ile Eş Zamanlı Hareket Eden Sabit Süratli İki Hedef Kestirimi

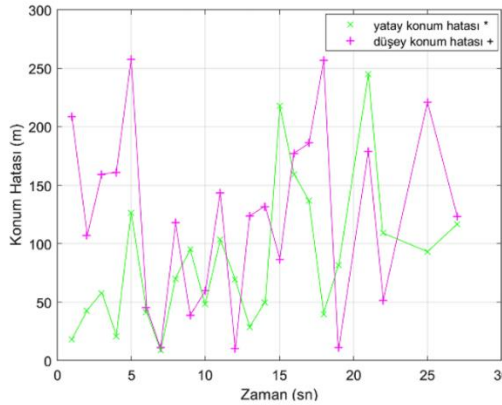
Birbirine yakın, paralel ve sabit süratli hareket senaryosunda süreç gürültü standart sapması değiştirilerek NN-SKF ile yapılan hedeflerin eş zamanlı kestirimleri Şekil 7.1.1.5 ile gösterilmiştir.

Hedef#2 için süreç gürültüsü artırılma durumunda NN-SKF algoritmasının çoklu hedef izlemede yetersiz kaldığı Şekil 7.1.1.4 ve Şekil 7.1.1.5 karşılaştırılarak izlenebilir. Şekil 7.1.1.4 ile yapılan kestirimde herhangi bir atlama, kopma gözlenmemiştir. Ancak Şekil 7.1.1.51 grafiği incelendiğinde, tam kesişim alanında yeşil ile gösterilen “x” sembollerin Hedef#2 doğrultusu yönünde değil, Hedef#1 doğrultusu üzerinde kestirim yapmaya çalıştığı izlenmiştir.

Şekil 7.1.1.5 üzerinde hedef kestiriminde atlama yaşandığı, hedef doğrultusunda kestirim yapılmadığı ve kaymaların yaşandığı izlenmiştir. Burada kullanılan aynı hedefler ve aynı katsayılı süreç gürültüsü için 7.3.1 bölümünde JPDA (ortak olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi) ile analiz edilerek NN ve JPDA için çoklu hedef izleme performanslarının karşılaştırılması ayrıca sağlanmıştır. NN-SKF Konum hatası grafikleri Hedef#1 ve Hedef#2 için sırasıyla Şekil 7.1.1.6 ve Şekil 7.1.1.7 ile verilmiştir.



Şekil 7.1.1.6 NN-SKF ile Hedef Yörünge Kestirimi Konum Hatası Grafiği (Hedef#1)



Şekil 7.1.1.7 NN-SKF ile Hedef Yörünge Kestirimi Konum Hatası Grafiği (Hedef#2)

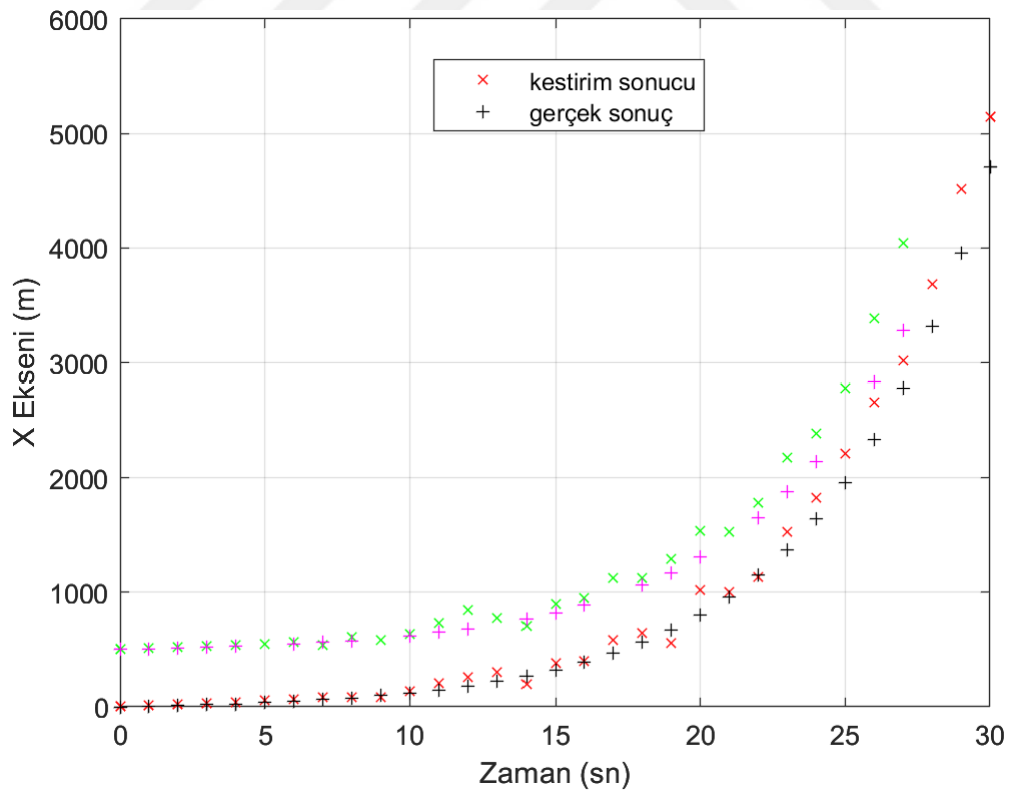
7.1.2 En yakın komşu yöntemi ve EKF ile çoklu hedef izleme analizi

Eş zamanda sabit ivmeli hareket gerçekleştiren iki hedefin NN-EKF ile takip analizi yapılmıştır. Hedef #3 ve Hedef #4 olarak isimlendirilen hedefler sabit ivme dinamik modele sahiptirler. Bu bölümde analiz iki adımdan oluşmaktadır.

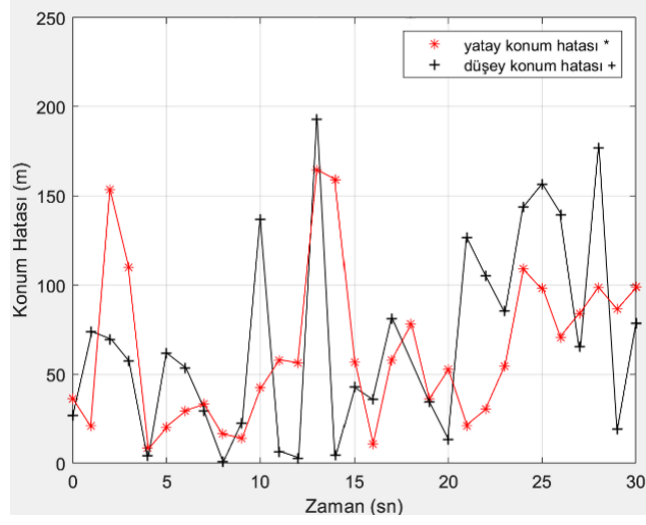
ADIM-1: Eş zamanlı hareket eden sabit ivmeli iki hedefin EKF kestirim analizini içermektedir.

Tablo 7.1.2.1 NN-EKF ile Takip Edilen Sabit İvmeli Hedef Bilgileri

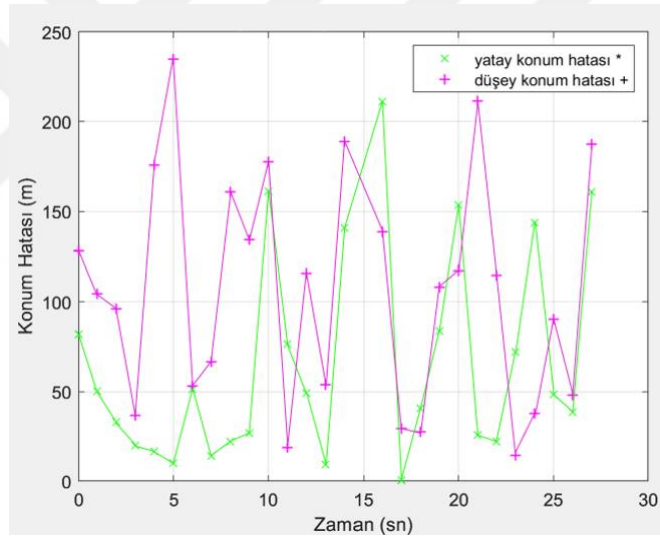
Hedef	X ₀ Ekseni (m)	Y ₀ Ekseni (m)	İvme (m/sn ²)	sigma_x1	sigma_y1	sigma_x2	sigma_y2
Hedef #3	0	100	10	0.12	0.12	-	-
Hedef #4	500	500	10	-	-	0.12	0.12



Şekil 7.1.2.1 NN-EKF ile Sabit İvmeli Çoklu Hedef İzleme Grafiği



Şekil 7.1.2.2 NN-EKF ile Hedef Yörünge Kestirimi Konum Hatası Grafiği (Hedef1)

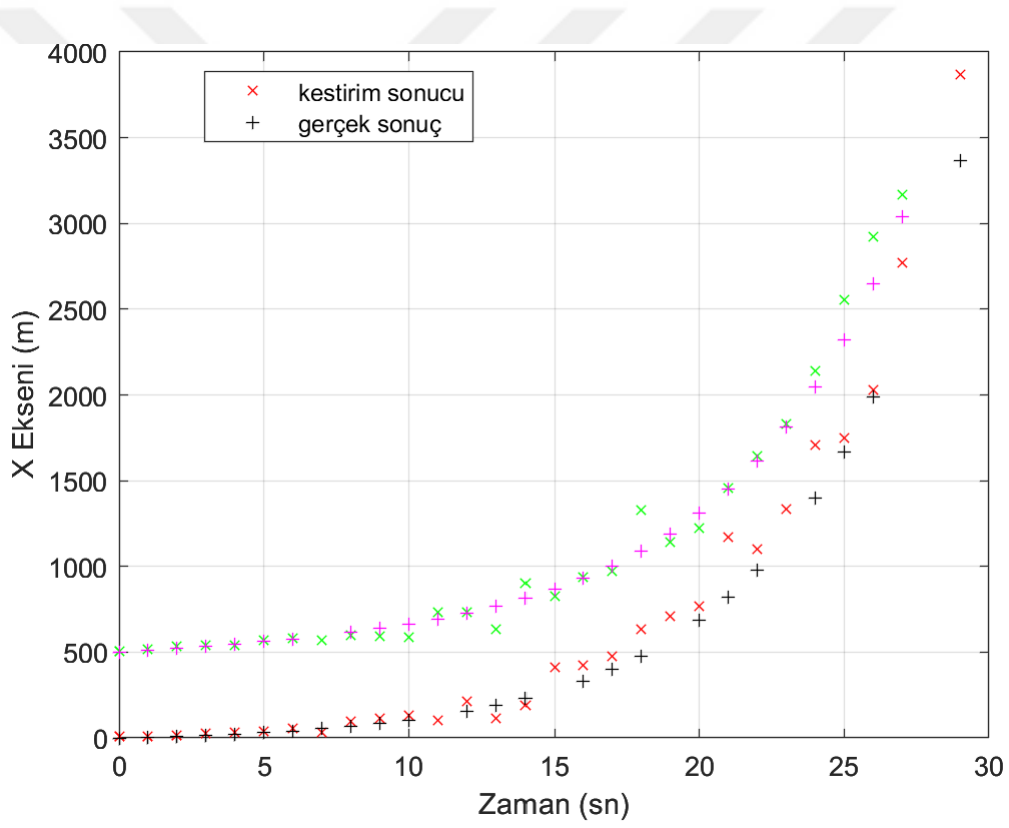


Şekil 7.1.2.3 NN-EKF ile Hedef Yörünge Kestirimi Konum Hatası Grafiği (Hedef2)

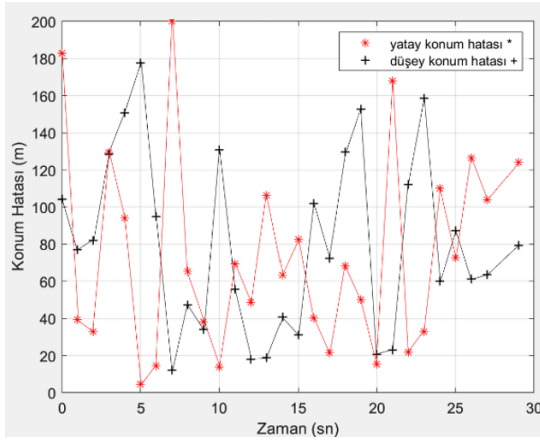
ADIM-2: Hedef #4 için süreç gürültüsü standart sapması artırılarak eş zamanlı hareket eden sabit ivmeli iki hedefin EKF kestirim analizini içermektedir.

Tablo 7.1.2.2 NN-EKF ile Takip Edilen Hedef Bilgileri

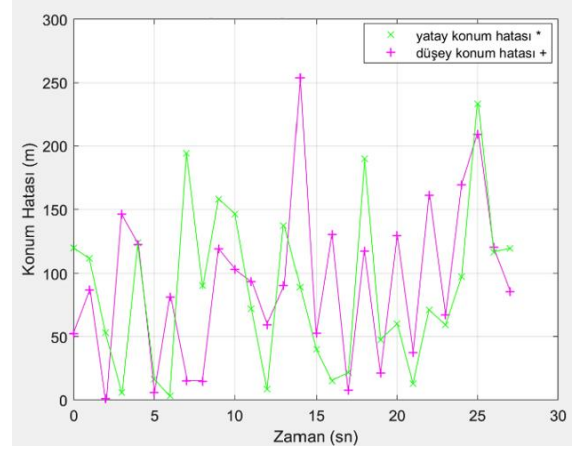
Hedef	X ₀ Ekseni (m)	Y ₀ Ekseni (m)	İvme (m/sn ²)	sigma_x1	sigma_y1	sigma_x2	sigma_y2
Hedef #3	0	100	10	0.12	0.12	-	-
Hedef #4	500	500	10	-	-	100	12



Şekil 7.1.2.4 NN-EKF Hedef Kestirimi Grafiği



Şekil 7.1.2.5 Konum Hatası Grafiği (Hedef #4)



Şekil 7.1.2.6 Konum Hatası Grafiği (Hedef #3)

Süreç gürültü standart sapması sabit tutulan iki hedef için elde edilen eş zamanlı kestirim performansı grafiği Şekil 7.1.2.1 ile verilmiştir. Hedef #4 için süreç gürültü standart sapması arttırıldıktan sonra iki hedef için elde edilen eş zamanlı kestirim performansı grafiği Şekil 7.1.2.4 ile verilmiştir. Bu iki grafiğin karşılaştırılması ile elde edilen sonuçlar aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir.

1. Süreç gürültü standart sapması sabit tutulan, sabit ivmeli ve yakın hedef kestirimleri için NN-EKF kestirim performansının düşük olduğu gözlenmiştir. Şekil 7.1.2.1'de sabit süreç gürültüsüne sahip iki hedefin aynı anda NN-EKF ile izlenebilirliği manevranın başladığı 20. saniyeden itibaren azalmaya başlamaktadır. Hedef kestiriminin her iki hedef için de netliğini kaybettiği gözlenmiştir.

2. NN-EKF ile süreç gürültüsü sabit tutulan hedeflerin kestirimleri, 4000 metreye kadar izlenebiliyorken, hedef hareket modelin belirsizliğinin arttırılmasıyla birlikte (süreç gürültü standart sapmasının arttırılması) hedef izlenebilirliğinin 3000 metreye düştüğü grafikler üzerinden izlenmiştir.

3. Hedef #4 için süreç gürültüsü standart sapmasının artmasıyla birlikte 25. saniyeden itibaren Hedef #4'e ait iz kayıplarının olduğu ve hedef kestirim doğrultusunun kaydığı Şekil 7.1.2.4 üzerinde gözlenmektedir.

7.2 Olasılık Veri İlişkilendirme (PDA) Yöntemi

Günümüzde teknolojik gelişmelerin giderek artması ile hedef tespiti zorlaşmaya başlamıştır. Tekli hedef izleme yöntemlerinde dahi süreç gürültüsünün artmasıyla hedef tespitinin zorlu olması bölüm 3, bölüm 4 ve bölüm 5 içinde ayrıca incelenmiştir. Yanı sıra alınan ölçümlerin, sadece ilgili hedeften gelme durumu olasılığı özellikle çoklu hedeflerin yer aldığı bir ortamda çevresel etmenler, sensör hatası kaynaklı yanlış ölçümler, birbirine yakın seyreden veya manevra gerçekleştiren çoklu hedefler için karışmış ölçümler vb. sebeplerle zordur. Temelde hedefin düzgün olarak takip edilebilmesi, hedefin bulunduğu konum ile hedeften alınan ölçümlerin düzgün ilişkilendirilebilmesiyle mümkündür. Olasılıksal veri ilişkilendirme (PDA) yönteminde ana fikir, hedef durumu ve alınan ölçümler arasında olasılıksal bir bağlantı kurulmasıdır. PDA algoritmasının çalışması iki adımda açıklanabilir. İlk adımda Standart Kalman filtresi gibi, bir sistem model durumu kestirimcisi ile sistemin bir sonraki adımdaki durumu (hız, konum vb.) sistemin başlangıç durumları baz alınarak belirlenir. İkinci aşama da ise tahmini durum ile gerçek ölçüm arasındaki farka bakılır. Tek bir hedef için birden fazla ölçüm sonucu gelmesi durumunda yeni hedef durumu güncellemesi için ölçüm sonuçlarını hedef ile olasılıksal olarak ilişkilendirir. Algoritmada bu mantığın uygulanması için geçerlilik bölgesi oluşturulur. Geçerlilik bölgesi içindeki hedeften veya hedef dışından gelen ölçümler hedef durumu ile olasılıksal olarak ilişkilendirilir, geçerlilik bölgesi dışında kalan ölçümler hedef durumu ile ilişkilendirilmez [19].

Algoritmada kullanılan fonksiyonlarda yer alan ifadeler aşağıda açıklanmaktadır:

“i”	: Geçerlilik bölgesi içindeki hedef
“M”	: Geçerlilik bölgesi içindeki hedef sayısı
“j”	: Geçerlilik bölgesinde hedef ile ilişkilendirilen gözlem (ölçüm)
“N”	: Geçerlilik bölgesi içindeki ölçüm (gözlem) sayısı
“ P_{HT} ”	: Hedef Tespit Olasılığı
“ d_{ij}^2 ”	: geçerlilik bölgesi içindeki j. gözlemin i. hedefe olan normalize uzaklığı
“ P_G ”	: Hedeften gelen gerçek ölçümün geçerlilik bölgesi içinde olma olasılığı

“ β ”	: Hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin olasılık yoğunluk fonksiyonu
“ β_{fh} ”	: Farklı hedeften gelen ölçümün olasılık yoğunluk fonksiyonu
“ β_{hu} ”	: Hedef tespiti için alınan hatalı uyarılar için olasılık yoğunluk fonksiyonu
“ $X_{i(k)}$ ”	: k anındaki durum tahmini
“ H ”	: Gözlem (ölçüm) matrisi
“ z_k ”	: Ölçüm vektörü
“ m ”	: Gerçek hedef ile ilişkilendirilmiş ölçüm kümesi
“ v_i ”	: Bileşke İnovasyon (yenilenme) vektörü
“ p_{ij} ”	: Hedef-gözlem ilişki olasılıkları
“ G ”	: Filtre Kazancı
“ v_{ij} ”	: i. Hedef ile j. Ölçümün (gözlemin) ilişkilendirilme inovasyonu

$$z_{m(k)} \quad m = 1, 2, 3, \dots, m_d \quad (7.3)$$

$$v_{ij_k} = z_{j_k} - HX_{i(k)} \quad (7.4)$$

$$v_{i_k} = \sum_{j=1}^{m_d} p_{ij} v_{ij_k} \quad (7.5)$$

Hedef – gözlem arasında ilişkilendirme yapıldıktan sonra kestirim güncelleme adımları gerçekleşir. Geçerlilik bölgesi içinde birden fazla ölçüm bulunması durumunda kovaryans eşitlik (7.7) ile bulunmaktadır. Geçerlilik bölgesi içinde bir hedef için bir gözlem varsa eşitlik (7.9) ile kovaryans hesaplanır.

$$X_{k|k} = X_{k|k-1} + G v_i \quad (7.6)$$

$$\nabla P = G \left[\sum_{j=1}^{m_d} (p_{ij} v_{ij_k} v_{ij_k}^T - v_{i_k} v_{i_k}^T) \right] G^T \quad (7.7)$$

$$P_{k|k} = [I - GH] P_{k|k-1} + \nabla P \quad (7.8)$$

$$P_{k|k} = p_{i0} P_{k|k-1} + (1 - p_{i0}) [I - GH] P_{k|k-1} \quad (7.9)$$

Hedef ölçüm olasılık değeri p'_{ij} nasıl bulunduğu eşitlik 7.11 ile açıklanmıştır. p'_{ij} hedef bölgesi içinde bir veya birden fazla ölçüm bulunması durumunda hedef-ölçüm ilişkilendirilme olasılığını gösteren denklemdir. Geçerlilik bölgesi içinde birden fazla ölçüm olmama durumunda hedef ölçüm olasılık değeri p'_{i0} olarak isimlendirilmiştir. Bu olasılık değerlerinin normalize etmek için eşitlik 7.11 ve 7.12 kullanılır.

$$p'_{i0} = \beta^N (1 - P_{HT}) \quad (7.10)$$

$$p'_{ij} = \frac{\beta^{N-1} (P_{HT}) e^{-\frac{d_{ij}^2}{2}}}{(2\pi)^{M/2} \sqrt{|S_i|}} \quad (7.11)$$

$$p_{ij} = \frac{p'_{ij}}{\sum_{j=0}^N p'_{ij}} \quad (7.12)$$

Normalizasyon sürecinde “ β^{N-1} ” faktörü yok edilir ve “ p'_{ij} ” olasılık ifadesinin hesaplanmasında kullanılmaz [13]. Bu basitleştirme işlemi sonrasında denklemler eşitlik 7.13, 7.14 ve 7.15 ile ifade edilir.

$$p_{i0} = \frac{b}{b + \sum_{j=1}^N \alpha_{ij}} \quad j = 0 \quad (7.13)$$

$$p_{ij} = \frac{\alpha_{ij}}{b + \sum_{j=1}^N \alpha_{ij}} \quad 1 \leq j \leq N \quad (7.14)$$

$$\alpha_{ij} = (P_{HT}) e^{\frac{-d_{ij}^2}{2}} \quad (7.15)$$

Hedef-gözlem ilişkilendirme olasılık hesaplamasında kullanılan denklemler içinde yer alan "b" hesaplamasına bağlı olarak PDA filtresi parametrik veya parametrik olmayan olarak iki şekilde değerlendirilir. Parametrik veri ilişkilendirme hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin uzaysal yoğunluğunun bilinmesini gerektirir, pratikte bu değerin bilinmesi mümkün değildir [14]. Dolayısıyla "b" değişkeni bulunurken parametrik olmayan yöntem tercih nedenidir.

$$b = (1 - P_{HT}P_G)\beta(2\pi)^{M/2}\sqrt{|S_i|} \quad (7.16)$$

7.3 Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme Yöntemi (JPDA)

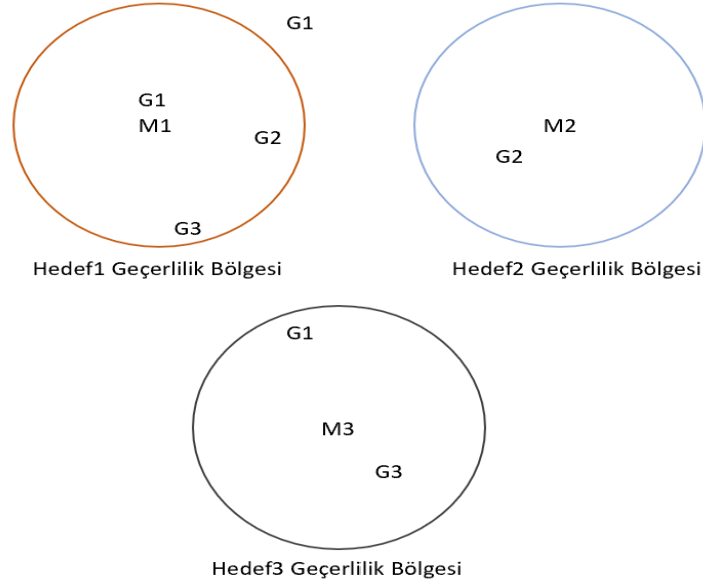
Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi, kargaşa ortamında yer alan bir hedefin düzgün olarak takip edilebilmesini amaçlayan bir algoritmadır. Ortak olasılıksal veri ilişkilendirme (JPDA) yöntemi ise ortam birden fazla hedef olması durumunda hedefler ve ölçümler arasında olasılıksal veri ilişkilendirmesini sağlayan algoritmadır. Bu algoritma, birden fazla hedefle geçerlilik bölgesi içindeki ölçümlerin ilişkilendirmesini sağlayarak PDA’ dan sadece bu yönüyle ayrılmaktadır, algoritmanın kalan diğer fonksiyonları ortak olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemiyle ortaktır [15].

Bu algoritmanın açıklanması öncesinde bilinmesi gereken varsayımlar şunlardır [11]:

- Hedef sayısı biliniyor olmalıdır.
- İlgili hedeften alınan ölçümün, diğer hedefin geçerlilik bölgesi içinde olma ihtimali vardır, bu durumun sürekli olması mümkündür ve sürekli girişim olarak düşünülebilir.
- Her bir hedefin durum tahmini ve kovaryansı bilinmelidir.
- Her bir hedef kendi dinamik modeline sahiptir ve farklı hedefler için aynı ölçüm modeline sahip olma koşulu yoktur.
- İlişkilendirme olasılıkları hesaplanırken sadece son ölçüm sonuçları baz alınır ve durum tahmini ile ilişkilendirilir.

Yukarıdaki varsayımlar ışığında, hedeflerin durum tahmini için hedef hareketine uygun bir kalman filtresi ve veri ilişkilendirme durumu için JPDA algoritması kullanılarak oluşturulan tümleşik bir yapı ile kargaşa ortamında yer alan farklı sayıdaki hedefler izlenebilir. JPDA algoritması ile nesnelerin ilişkilendirildiği her gözlemin ortak olasılığını hesaplar, amaç hedef ve ölçümler arasındaki en olası ilişkiyi kurmaktır, seçilen kalman filtresi de bu ilişkili gözlemlere dayalı olarak her bir hedefin durum tahmini için kullanılır. Dolayısıyla JPDA ve seçilen kalman filtre kombinasyonu, kargaşanın olduğu ve birden fazla hedefin olduğu ortamlarda hedef takibinde kullanılır.

Şekil 7.3.1 ile gösterilen ortamda bulunan üç hedefin geçerlilik bölgeleri içinde farklı hedeflerden gelen ölçümlerin yer aldığı şematize edilerek kargaşa ortamı açıklanmıştır.



Üç hedefin geçerlilik bölgeleri ve bu bölgelerin içinde ve dışında belli zaman anında alınan ölçümler Şekil 7.3.1 ile gösterilmiştir. M1, M2 ve M3 sırasıyla üç ayrı hedef için oluşturulan geçerlilik bölgelerinin merkezlerini temsil etmektedir. G1, G2 ve G3 sırasıyla birinci, ikinci ve üçüncü hedeften alınan ölçümleri temsil etmektedir. G1, G2 ve G3 ölçümleri belli bir anda Hedef #1 geçerlilik bölgesi içinde, aynı anda, G1 ve G3 ölçümleri Hedef#3 geçerlilik bölgesi içinde yer alarak kargaşa ortamını temsil eder. Hedef #1 için veri ilişkilendirmesi yapılırken her üç hedeften gelen ölçüm sonuçları ile olasılıksal ilişkilendirme yapılır ancak ikinci hedeften gelen ölçüm G2 ve üçüncü hedeften gelen ölçüm G3 olasılıkları zayıflatılarak hesaplamaya dahil edilir. Ayrıca Hedef #1'e ait ölçümlerinden biri geçerlilik bölgesi dışında kalmıştır, veri ilişkilendirmesi yapılırken bu ölçüm olasılıksal olarak ilişkilendirmeye dahil edilemez. Hedef #2 geçerlilik bölgesi içinde sadece ikinci hedeften alınan ölçüm G2 olarak bulunmaktadır. Kargaşa ortamındaki hedef ve gözlem veri ilişkilendirmesi Tablo 7.3.1 ile gösterilmiştir. Tabloda yer alan sıfır "0" o anda hiçbir hedeften ölçüm gelmediği durumu temsil eder. Tabloyu açıklamak için tablo üzerinde

belirtilen 6. *durum* şu şekilde ifade edilebilir: Hedef #1 geçerlilik bölgesi içinde üçüncü hedeften gelen ölçüm (G3), Hedef #2 geçerlilik bölgesi içinde ikinci hedeften gelen ölçüm (G2), Hedef #3 geçerlilik bölgesi içinde birinci hedeften gelen ölçüm (G1) bulunmaktadır.

Tablo 7.3.1 Hedefler Bazında Veri İlişkilendirme Olasılığı Hesaplama Tablosu

Durum	Hedef#1	Hedef#2	Hedef#3	Veri İlişkilendirme Olasılığı
1	0	0	0	$(1 - P_{HT})^3 \beta^3$ (Bkz. Eşitlik 7.5)
2	1	2	3	$p'_{11} p'_{22} p'_{33} (P_{HT})^3$
3	1	2	1	$p'_{11} p'_{22} p'_{31} (P_{HT})^3$
4	2	2	1	$p'_{12} p'_{22} p'_{31} (P_{HT})^3$
5	2	2	3	$p'_{12} p'_{22} p'_{33} (P_{HT})^3$
6	3	2	1	$p'_{13} p'_{22} p'_{31} (P_{HT})^3$
7	3	2	3	$p'_{13} p'_{22} p'_{33} (P_{HT})^3$

i. hedef ile j. gözlemin ilişkilendirilmesinde Gauss Benzerlik fonksiyonu kullanılır ve eşitlik 7.17 ile ifade edilmiştir.

$$p'_{ij} = \frac{e^{-\frac{a_{ij}^2}{2}}}{(2\pi)^{M/2} \sqrt{|S^{ij}|}} \quad (7.17)$$

Tablo 7.3.1’de yer alan olasılıkları normalize etmek için eşitlik 7.18 kullanılır.

$$p'_{ij} = \frac{p'_{ij}}{\sum_{j=0}^N p'_{ij}} \quad (7.18)$$

Son olarak j. ölçümün i. hedeften gelme olasılığı, tüm normalize edilmiş olasılık durumları toplanarak bulunur. Örneğin, birinci ölçümün birinci hedeften gelme olasılığı, 2. *durum* ve 3. *durumda* hesaplanan olasılık değerlerinin normalize edilmiş son durumu ile toplanmasıdır. Bir başka örnek olarak birinci ölçümün üçüncü hedeften gelme olasılığı *Durum3*, *Durum4* ve *Durum6* da hesaplanan olasılık değerlerinin normalize edilmiş son durumunun toplanması ile bulunur.

Şekil 7.3.1 ile gösterilen kargaşa ortamı JPDA'ı net olarak açıklamak için örnek olarak verilmiştir. Bu tez çalışmasında kargaşa ortamının olmadığı varsayılmıştır. JPDA ve standart kalman filtresi kullanılarak doğrusal ve sabit süratle hareket eden üç hedefin takibi üç adımda incelenmiştir.

Birinci Adım: Süreç gürültüsü sabit tutulan ve birbirine paralel olan üç hedefin takip edilmesi

İkinci Adım: Süreç gürültüsü sabit tutulan ve birbirine paralel iki hedef ve aynı özelliklere sahip üçüncü hedef bu iki hedefe çapraz hareket gerçekleştirme durumu

Üçüncü Adım: İkinci adımda anlatıldığı şekilde hareket eden üçüncü hedefin süreç gürültü sabiti arttırılmıştır. Amaç NN algoritmasında çapraz olarak ilerleyen aynı hedefin süreç gürültü oranı aynı oranda arttırılarak JPDA ve NN analizi yapılmasıdır.

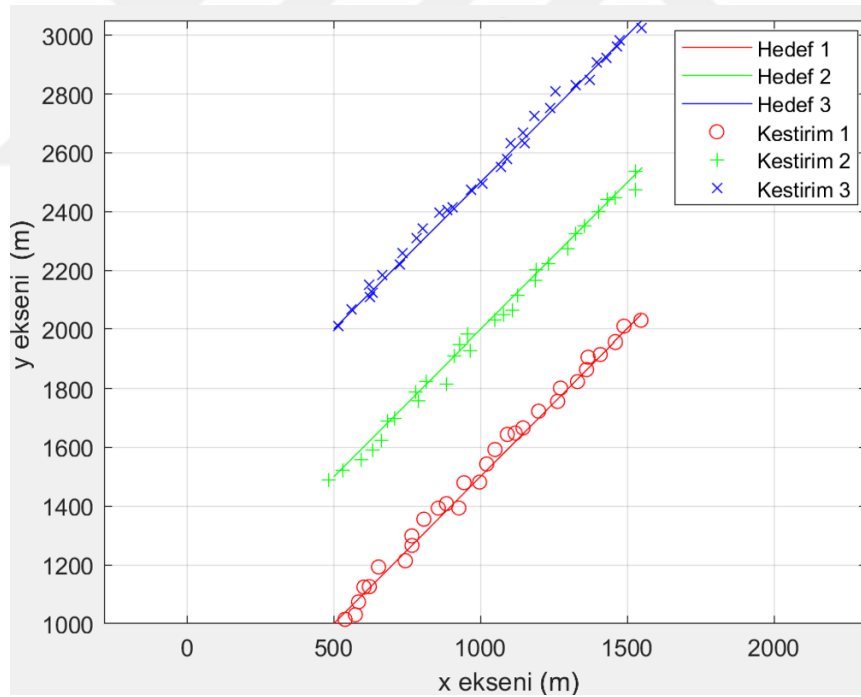
7.3.1 JPDA ve standart kalman filtresi hedef izleme analizi

ADIM#1: Birbirine paralel ve aynı süreç gürültüsüne sahip üç hedef için JPDA-SKF ile hedef izleme takibi analizi yapılmıştır. Amaç, yakın ve paralel hedeflerin izlenmesi için JPDA algoritmasının performansını analiz etmektir. Kullanılan hedefler ile ilgili bilgiler Tablo 7.3.1.1 ile verilmiştir.

Tablo 7.3.1.1 JPDA ile Takip Edilen Sabit Süratli Hedef Bilgileri

Hedef	X ₀ Eksen	Y ₀ Eksen	Yatay Hız	Düşey Hız	sigma x1	sigma y1	sigma x2	sigma y2	sigma x3	sigma y3
Hedef A	500	1000	100	100	0.12	0.12	-	-	-	-
Hedef B	500	1500	100	100	-	-	0.12	0.12	-	-
Hedef C	500	2000	100	100	-	-	-	-	0.12	0.12

sigma: süreç gürültüsü standart sapması



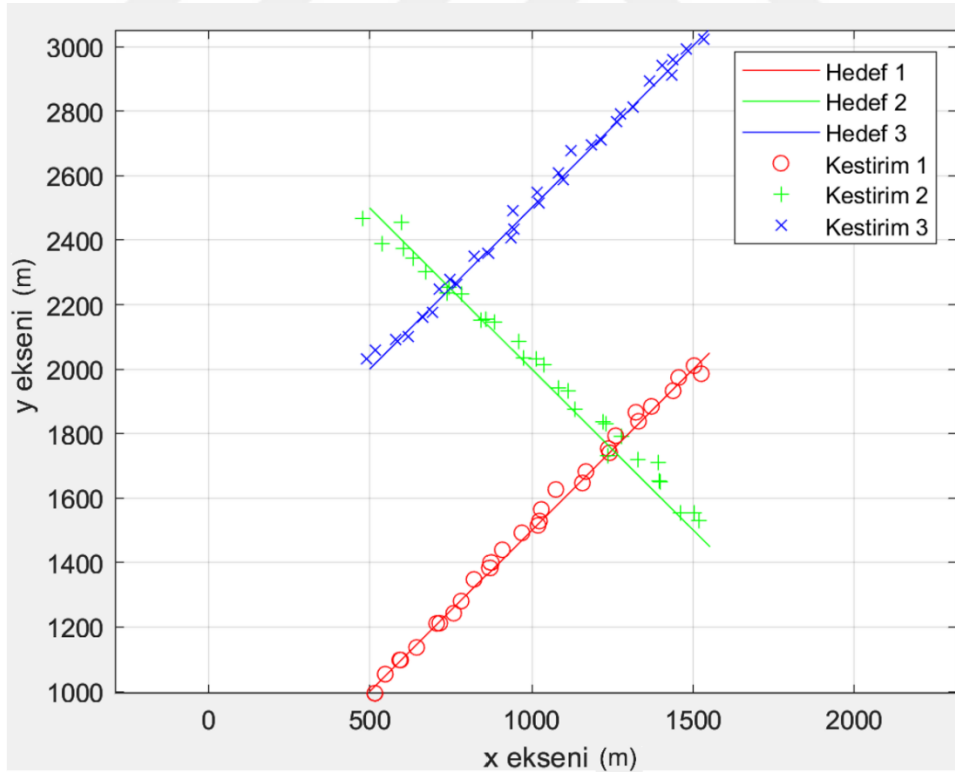
Şekil 7.3.1.1 JPDA-SKF ile Sabit Süratli ve Paralel Çoklu Hedef İzleme

Sabit süratli hedeflerin JPDA-SKF ile eş zamanlı kestiriminde herhangi bir atlama, kopma veya iz kaybına rastlanmadığı Şekil 7.3.1.1 ile izlenmiştir.

ADIM#2 : Birbirine paralel ve aynı süreç gürültüsüne sahip iki hedef ve bu iki hedefe çapraz hareket gerçekleştiren aynı hareket modeline ve süreç gürültüsüne sahip üçüncü hedefi içeren çoklu hedef izleme durumudur. Bu durum için JPDA-SKF ile hedef izleme takibi analizi yapılmıştır. Kullanılan hedefler ile ilgili bilgiler Tablo 7.3.1.2 üzerinde yer almaktadır.

Tablo 7.3.1.2 JPDA ile Takip Edilen Hedef Bilgileri

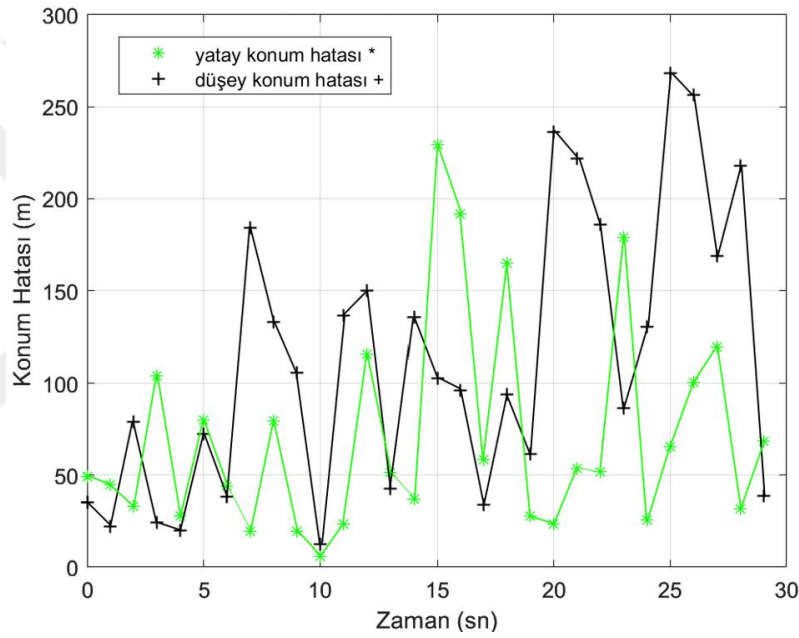
Hedef	Eksen X ₀ m	Eksen Y ₀ m	Yatay Hız m/sn	Düşey Hız m/sn	sigma _x1	sigma _y1	sigma _x2	sigma _y2	sigma _x3	sigma _y3
Hedef 1	500	1000	100	100	0.12	0.12	-	-	-	-
Hedef 2	500	2500	100	-100	-	-	0.12	0.12	-	-
Hedef 3	500	2000	100	100	-	-	-	-	0.12	0.12



Şekil 7.3.1.2 JPDA-SKF ile Sabit Süratli ve Paralel Çoklu Hedef İzleme

Eş zamanlı olarak aynı süreç gürültüsüne sahip birbirine paralel hareket eden iki sabit süratli hedef ve bu iki hedefe çapraz hareket gerçekleştiren diğer iki hedef ile aynı özelliklere sahip üçüncü hedefi ve bu hedefleri takibini gösteren grafik Şekil 7.3.1.2’de yer almaktadır. Herhangi bir hedef kestirimi kaybı yaşanmadan üç hedefin de düzgün izlendiği çıkarılabilir.

Hedef #2 için 30 saniye boyunca Konum Hatası-Zaman grafiği Şekil 7.3.1.3 ile gösterilmektedir. Sadece Hedef #2 için Konum Hatası-Zaman grafiği alınmıştır. Bunun nedeni bir sonraki bölüm olan ADIM#3 bölümünde sadece Hedef #2 için süreç gürültüsünün değiştirilmesidir.

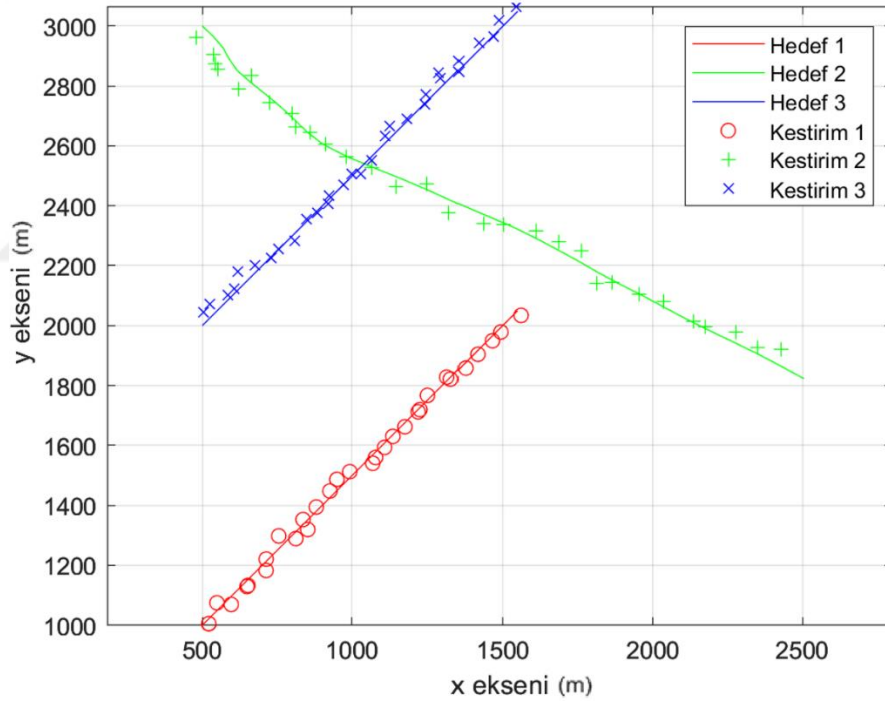


Şekil 7.3.1.3 JPDA Kestirimi Konum Hatası-Zaman Grafiği (Hedef #2)

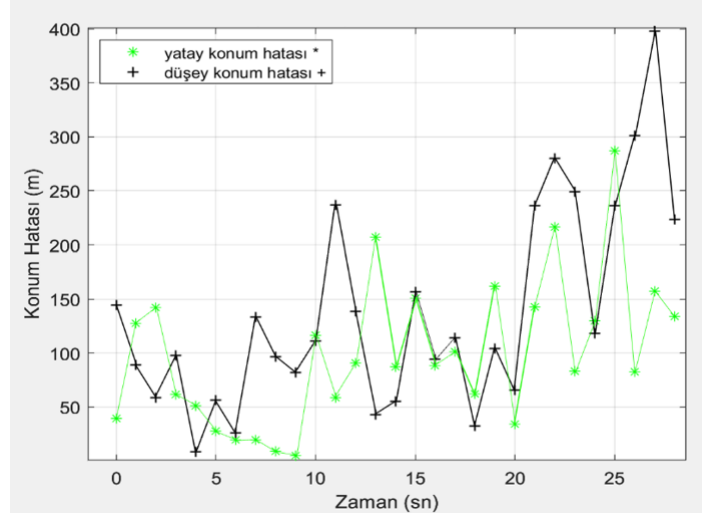
ADIM#3 : Eş zamanlı olarak aynı süreç gürültüsüne sahip iki paralel hedef (Hedef 1 ve Hedef 3) ve bu hedeflere çapraz hareket eden, farklı süreç gürültü standart sapmasına sahip hedef (Hedef 2) için hedef izleme analizi yapılmıştır. Kullanılan hedefler ve artan süreç gürültü standart sapması ile ilgili bilgiler Tablo 7.3.1.3 ile verilmiştir.

Tablo 7.3.1.3 JPDA ile Takip Edilen Hedef Bilgileri

Hedef	X ₀ Eksen	Y ₀ Eksen	Yatay Hız	Düsey Hız	sigma _x1	sigma _y1	sigma _x2	sigma _y2	sigma _x3	sigma _y3
Hedef 1	500	1000	100	100	0.12	0.12	-	-	-	-
Hedef 2	500	3000	100	-100	-	-	100	12	-	-
Hedef 3	500	2000	100	100	-	-	-	-	0.12	0.12



Şekil 7.3.1.4 Artan Süreç Gürültüsü ile JPDA-SKF Çoklu Hedef Kestirim Grafiği



Şekil 7.3.1.5 Artan Süreç Gürültüsü ile JPDA Konum Hatası Grafiği

Aynı süreç gürültüsüne sahip, birbirine paralel hareket eden iki hedef ve bu iki hedefe çapraz hareket gerçekleştiren ve farklı süreç gürültü standart sapmasına sahip üçüncü hedefi ve bu hedeflerin eş zamanlı olarak kestirim grafiği Şekil 7.3.1.4 ile gösterilmiştir. Buna göre herhangi bir hedef kestirim kaybı yaşanmadan üç hedefin de düzgün izlendiği saptanmıştır.

Bu tez kapsamında “sigma_x2” ve “sigma_y2” süreç gürültü standart sapma değerleri Hedef #2 için Tablo 7.3.1.3’te belirtildiği şekilde arttırılmıştır. Amaç süreç gürültüsü ile JPDA-SKF tümlşik filtrenin hedef izleme performansını analiz etmektir. Bu sabitlerin arttırıldığı hedefin hareketindeki belirsizliklerin artması beklenir, çünkü süreç gürültüsünün artmasıyla tahmin adımıdaki kovaryans parametresi artar. Bu sabitlerin artma durumunda hedef hareketinde belirsizlik artmasına rağmen herhangi bir hedef kestirimi kaybı yaşanmadan üç hedefin de düzgün izlendiği saptanmıştır. Aynı durum NN-SKF ile analiz edilmiş ve kestirim performansında kayıplar olduğu izlenilmiştir. Bu durum sabit hareket gerçekleştiren birden fazla hedefin eş zamanlı takibinde süreç modelinde değişim olma durumunda JPDA algoritmasının NN algoritmasına göre kullanılmasının daha doğru kestirim sonuçları vereceğini ve iz kayıplarının yaşanmayacağını ortaya koymaktadır. Hedef #2 için 30 saniye boyunca Konum Hatası-Zaman grafiği Şekil 7.3.1.5 ile gösterilmektedir. Şekil 7.3.1.3 ve Şekil 7.3.1.5 grafikleri karşılaştırılmıştır. Buna göre konum hatasında meydana gelen artışın asgari düzeyde olduğu görülmektedir.

8. SONUÇ

Standart Kalman Filtresinin modeli gereği düzgün doğrusal hareket senaryoları için kestirimi yüksek sonuçlar verdiği bilinmektedir. Bu tez çalışması kapsamında düzgün doğrusal hareket modele sahip filtre ile sabit ivmeli ve manevra yapan hedefi kestirme kabiliyeti çalışılmıştır. Sabit süratli ve sabit ivmeli hedefler için ayrı ayrı MATLAB ortamında hedef kestirim performans çıktıları alınmıştır. Bu kapsamda alınan sonuçlar aşağıdaki şekilde değerlendirilebilir:

- Standart Kalman Filtresinin, doğrusal hedefler için hedef kestirim performansının yüksek olduğu doğrulanmıştır.
- Standart Kalman Filtresinin doğrusal olmayan hareket modeline verdiği tepkinin kullanılabilir olmadığı deneysel olarak analiz edilmiştir.

Aynı dinamik model ve ortam gürültüsüne sahip hedeflerin kestiriminde süreç gürültüsünün aynı oranda değişmesi durumunun genişletilmiş ve kokusuz kalman filtrelerinin tepkisine etkisi analiz edilmiştir. Bu tez kapsamında süreç gürültüsünün değişiminin EKF ve UKF hedef kestirim performansının artış/azalış durumuna etkisinin analiz edilmesi ve karşılaştırılması için Bölüm 4 ve Bölüm 5 içinde sabit süratli ve sabit ivmeli hedefler için ayrı ayrı MATLAB ortamında özgün kod ile yapılan çalışmalar ortaya konulmuştur. Bu kapsamda alınan sonuçlar aşağıdaki şekilde değerlendirilebilir:

- Analiz sonucunda süreç gürültüsünün artmasıyla her iki filtrenin de hedef kestirim performansının zayıfladığı izlenmiştir.
- Kokusuz kalman filtresinin sabit süratli ve manevralı sabit ivmeli hedef hareketindeki belirsizliğe karşı (süreç gürültüsünün artması ile oluşan) daha kararlı kestirim gerçekleştirdiği konum hatası zaman grafikleri ile gözlenmiştir.
- Hedef hareket belirsizliği olan çevrede yapılan hedef takip sistemleri için kokusuz kalman filtresi, genişletilmiş kalman filtresine nazaran kararlı yapısı ile tercih edilebilirdir.

Yine bu tez çalışması kapsamında etkileşimli çoklu model filtresi iki yöntem kullanılarak analiz edilmiştir. Birinci analiz IMM içinde kullanılan filtre ağırlıklandırma katsayılarının değiştirilerek IMM filtrenin sabit ivmeli ve sabit süratli hedefleri izleme performansı çalışılmıştır. Bu kapsamda alınan sonuçlar aşağıdaki şekilde değerlendirilebilir:

- Bu çalışma ile hedef dinamik model ve geçiş olasılıklarının kestirim yapan filtre için düşük ağırlıklandırma oranı ile ilklendirildiği durumda IMM filtrenin hedefin izlediği doğrultuya dahi yakınsayamadığını ortaya koymuştur. Kısaca, literatürde IMM filtrenin hedef izleme performansının çok yüksek olduğu belirtilse dahi, filtre ağırlıklandırma olasılık katsayısı seçiminin IMM filtrenin hedef kestirim başarımına etkisi tanıtlanmıştır.
- IMM için yapılan ikinci analiz süreç gürültüsünün kademeli olarak artırılmasıdır. Doğru geçiş olasılıkları ile ilklendirilmiş bir IMM filtrenin süreç gürültüsünün yüksek oranda artması ile dahi kararlı izleme yapısını bozmadığı doğrulanmıştır.

Çoklu hedef izleme için tez çalışması kapsamında NN ve SKF bütünleşik filtre yapısı kullanılarak paralel ve çapraz olarak ayrı ayrı gerçekleştirilen hedef kestirimi sonuçları şu şekildedir:

- Herhangi bir izleme kaybı yaşanmadığı, hedeften sapma olmadığı, her bir kestirimin her bir hedef üzerinde olduğu doğrulanmıştır.
- Süreç gürültüsünün artması ile hedeflerin kestirimi sırasında atlama yaşandığı, hedefin izlediği doğrultuda kestirim yapılmadığı ve kaymaların yaşandığı izlenmiştir.

Burada kullanılan aynı hedefler ve aynı katsayılı süreç gürültüsü JPDA ile analiz edilerek NN ve JPDA için çoklu hedef izleme performanslarının karşılaştırılmıştır. Sonuçlar aşağıdaki şekildedir:

- NN-SKF bütünleşik filtre yapısının hedef izlemede yetersiz kaldığı senaryoda JPDA-SKF bütünleşik filtre yapısının başarılı olduğu izlenmiştir. JPDA-SKF bütünleşik filtre yapısı kullanılarak yapılan hedef takibinde herhangi bir atlama, hedef kayması vb. hata durumlarına rastlanmamıştır.
- JPDA algoritmasının sabit süratli ve kargaşa olmayan ortamda yer alan çoklu hedef izleme durumunda NN algoritmasına nazaran daha güvenilir sonuçlar verdiği gözlenmiştir.
- Sabit ivmeli ve yakın hedef kestirimleri için NN-EKF kullanımının kestirim performansının düşük olduğu gözlenmiştir, süreç gürültüsü sabit tutulan iki sabit ivmeli hedefin aynı anda NN-EKF ile izlenebilirliği manevranın başlamasıyla bulanıklaştığı izlenmiştir.
- Süreç gürültüsünün artmasıyla NN-EKF yapısının hedef izleme performansının hedef izlemede yetersiz kaldığı tanıtlanmıştır.
- Sabit süratli ve yakın hedeflerde NN-SKF algoritması kullanmanın literatürde yer alandan farklı olarak [12] düzgün hedef izleme sağlayacağını ortaya koymuştur. Ancak, manevralı ve sabit ivmeli hedefler için literatürde NN-EKF algoritması kullanılsa da [28] hedef izleme performansının zayıf olduğu izlenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] G. Welch and G. Bishop. An Introduction to the Kalman Filter. Presented at SIGGRAPH 2001. [Online]. Available: <http://courses.cs.washington.edu/courses/cse571/03wi/notes/welch-bishop-tutorial.pdf>
- [2] A. Lana, “Kalman Filtresi ve Olasılıksal Veri İlişkilendirme Yöntemlerini Kullanan Çoklu Hedef İzleme Algoritmaları,” Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Türkiye, 2001.
- [3] M.Sc. Ritter, “Implementation and Testing of Sigma-Point Kalman Filters in Simulink for Nonlinear Estimation,” Bachelor Thesis, Technische Universität Darmstadt, Institut für Automatisierungstechnik und Mechatronik Fachgebiet Regelungstechnik und Mechatronik Germany, August, 2016.
- [4] C.Liu, P. Shui, S. Li, “Unscented Extended Kalman Filter For Target Tracking,” *Journal of Systems Engineering and Electronics*, vol. 22, No. 2, pp.188–192, April, 2011, doi: 10.3969/j.issn.1004-4132.2011.02.002. [Online]. Available: <http://jseepub.com>
- [5] Eric A. Wan and Rudolph van der Merwe. (2000). The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation. Presented at AS-SPCC 2000. [Online]. Available: http://researchgate.net/publication/3873439_The_Unscented_Kalman_Filter_for_Nonlinear_Estimation
- [6] S. Dumble. “Advanced Kalman Filtering and Sensor Fusion.” Udemy.com. <http://udemy.com/course/advanced-kalman-filtering-and-sensor-fusion> (Accessed: Aug. 5, 2023).
- [7] S. J. Julier, J. K. Uhlmann and H. F. Durrant. (1995). A New Approach for Filtering Nonlinear Systems. Presented at ACC'95 1995. [Online]. Available: <http://semanticscholar.org/paper/A-new-approach-for-filtering-nonlinear-systems-Julier-Uhlmann/e66ab48a1f62459644357e0fdf5719ded9a37efa>

- [8] R. van der Merwe and E. Wan, "Sigma-Point Kalman Filters for Probabilistic Inference in Dynamic State-Space Models," June, 2003. [Online]. Available: <http://researchgate.net/publication/2478046>
- [9] E. A. Wan, R. van der Merwe, The Unscented Kalman Filter, S. Haykin, Ed., USA: John Wiley & Sons, 2001, pp. 221-276.
- [10] F. Orderud, Comparison of Kalman Filter Estimation Approaches for State Space Models with Nonlinear Measurements, *The Journal of Navigation*, vol. 70, no. 2, pp. 411 – 431, March, 2017, doi: <http://doi.org/10.1017/S0373463316000655>
- [11] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, "Multiple Targets In Clutter: Bayesian Approaches," in *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*, 3rd ed., 1995.
- [12] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, "Tracking in Clutter with Nearest Neighbor Filters: Analysis and Performance," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, No. 3, pp. 995-1010, July, 1996, doi: 10.1109/7.532259
- [13] A.G. Pakfiliz, Parazit Yankılı Ortamda Manevra Yapan Birden Çok Hedefin Takibi İçin Olasılıksal Bir Takip Algoritması Geliştirilmesi, Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye, 2004.
- [14] G. Soysal, Hedef Takibinde Adaptif Yaklaşımlarla İz Yönetimi, Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye, 2005.
- [15] E. Ağırnas, Multiscan Data Association Algorithm for MultiTarget Tracking, Master Thesis, Middle East Technical University, Ankara, Türkiye, 2004.
- [16] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, T. Kirubarajan, "Estimation For Kinematic Models," in *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*, 1st Ed., New York, USA: John Wiley & Sons Inc, 2001.

- [17] Harveen Singh Chadha. "Towards Data Science, The Unscented Kalman Filter." <http://towardsdatascience.com/the-unscented-kalman-filter-anything-ekf-can-do-i-can-do-it-better-ce7c773cf88d> (Accessed: Aug. 5, 2023).
- [18] E. Üstünay, Manevra Yapan Hedeflerin Konum Ve Kinematik Bilgilerini En İyi Kestiren Filtrelerin İyileştirilmesi Ve Yeni Bir Yaklaşım Olan Şablon Filtresinin Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 2007.
- [19] Z. Ding, L. Hong, "Bias Phenomenon and Compensation for PDA/JPDA Algorithm," *Mathl. Comput. Modelling*, vol. 27, no. 12, pp. 1-16, 1998, [http://doi.org/10.1016/S0895-7177\(98\)00070-3](http://doi.org/10.1016/S0895-7177(98)00070-3)
- [20] A. Tokta. "Nesne Takibi Algoritmaları : Teori ve Matlab uygulaması." Udey.com. <http://udemy.com/course/nesne-takibi-algoritmalar-teori-ve-matlab-uygulamasi-kalman-filtresi> (Accessed: Aug. 5, 2023).
- [21] C. Stachniss. "SLAM Course, Robot Mapping, Unscented Kalman Filter." Youtube.com. <http://youtu.be/wVsfCnyt5jA> (Accessed: Aug. 5, 2023).
- [22] L. Özbek, E. K. Babacan, C. Biçer, "Stochastic Stability of the Discrete-time Constrained Extended Kalman Filter", *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, vol. 18, no. 2, Jan. 2022, doi: 10.3906/elk-0812-17
- [23] B. Erol, R. F. Cantekin, S. K. Kartal, R. Hacıoğlu, K.S. Görmüş, Ş. H. Kutoğlu, M.K. Leblebicioğlu, "İnsansız Sualtı Aracı Hareketinin Kalman Filtre ile Kestirimi ve Makine Öğrenmesi ile İyileştirilmesi," in *ASYU 2020*, İstanbul, Türkiye, Oct. 15-17, 2020, pp. 67-77.
- [24] H. W. de Waard, "A New Approach to Distributed Data Fusion," Master Thesis, University of Amsterdam, December, 2008.

- [25] C. Liu, P. Shui, S. Li, Unscented Extended Kalman Filter for Target Tracking, National Laboratory of Radar Signal Processing, *Journal of Systems Engineering and Electronics*, vol. 22, no. 2, pp.188–192, April, 2011.
- [26] P. S. Madhukar and L. B. Prasad, “State Estimation Using Extended Kalman Filter and Unscented Kalman Filter,” in *International Conference on Emerging Trends Communication, Control and Computing (ICONC3) 2020*, Lakshmangarh, India, Feb. 21-22, 2020, pp. 1-4.
- [27] J. Hartikainen, A. Solin, S. Särkkä, “Optimal Filtering with Kalman Filters and Smoothers Manual for the Matlab Toolbox EKF/UKF”, Aug. 16, 2011. [Online]. Available: <http://researchgate.net/publication/228683456>
- [28] D. K. Kumuda, G.S. Vandana, B. Pardhasaradhi, B.S. Raghavendra, P. Srihari, L.R., Cenkeramaddi, Multitarget Detection and Tracking by Mitigating Spot Jammer Attack in 77-GHz mm-Wave Radars: An Experimental Evaluation, *IEEE Sensors Journal*, vol 23, no. 5, pp. 5345 – 5361, March, 2023, doi: 10.1109/JSEN.2022.3227012