

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

UYGULAMA PROBLEMLERİNDE HEDEF TAKİBİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Müh. Aykut Görkem GELEN

**HAZİRAN 2017
TRABZON**



**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

UYGULAMA PROBLEMLERİNDE HEDEF TAKİBİ

Elektrik-Elektronik Mühendisi Aykut Görkem GELEN

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce
"ELEKTRONİK YÜKSEK MÜHENDİSİ"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 29 / 05 / 2017

Tezin Savunma Tarihi : 22 / 06 / 2017

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Ayten ATASOY

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında
Aykut Görkem GELEN Tarafından Hazırlanan**

UYGULAMA PROBLEMLERİNDE HEDEF TAKİBİ

başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 06 / 06 / 2017 gün ve 1705 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç. Dr. Ayten ATASOY

Üye : Yrd. Doç. Dr. Yusuf SEVİM

Üye : Yrd. Doç. Dr. Rıfat BENVENİSTE



Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ
Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Hedef takibi askeri ve sivil alanlarda çeşitli uygulamaları görülen popüler bir çalışma alanıdır. Hedef takibinde hareketli hedeflere ait özellikler hedeflerden alınan ölçümler yardımıyla tahmin edilmeye çalışılır. Hedef takibinin klasik örnekleri hava trafik kontrolü ve hava-deniz sahasının tehditlere karşı izlenmesi gibi radar ölçümlerine dayanan uygulamalardır. Günümüzde hedef takibi yöntemleri robotik, eş zamanlı konumlandırma ve haritalandırma gibi alanlarda da kullanılmaktadır. Hedef takibi matematiksel olarak kestirim teorisi, sinyal algılama teorisi ve karar teorisi gibi istatistiksel sinyal işleme konuları üzerine kurulmuştur.

Yüksek lisans tezi olarak hazırlanan bu çalışmada klasik hedef takibi yaklaşımları incelenmiştir. Bu yaklaşımlar gerçek uygulamada oluşabilecek çeşitli sorunları içeren gerçekçi hedef takibi senaryolarına uygulanmıştır. Bu senaryolardaki hedef takip problemlerini çözecek hedef izleyicilerin geliştirilmesi amaçlanmaktadır. Tezde çözüm yöntemleri ve bu yöntemlerin karşılaştırılmaları sunulmuştur.

Yüksek lisans eğitimim boyunca danışmanlığımı üstlenen ve değerli desteğini esirgemeyerek bana rehberlik eden danışman hocam sayın Doç. Dr. Ayten ATASOY'a en içten teşekkürlerimi sunarım. Son olarak bana her an ve her anlamda destek olan annem Songül GELEN'e ve babam Yüksel GELEN'e teşekkür eder ve şükranlarımı sunarım.

Aykut Görkem GELEN

Trabzon 2017

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek lisans tezi olarak sunduğum “Uygulama Problemlerinde Hedef Takibi” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Doç. Dr. Ayten ATASOY'un sorumluluğunda tamamladığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 22/06/2017

Aykut Görkem GELEN

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ	IV
İÇİNDEKİLER	V
ÖZET.....	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	X
TABLolar DİZİNİ	XI
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XII
1. GENEL BİLGİLER	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Bu Alanda Yapılmış Çalışmalar.....	2
1.2.1. Tezin Amacı ve Kapsamı	5
1.3. Hedef Takibi Teorisi	6
1.3.1. Genel Bakış ve Matematiksel Temeller	6
1.3.1.1. Dinamik Sistemler.....	6
1.3.1.2. Özyinelemeli Bayes Kestirim	9
1.3.2. Kalman Filtresi.....	11
1.3.2.1. Kalman Filtresinin Matematiksel Çıkarımı.....	12
1.3.2.2. Kalman Filtresinin Yorumu	14
1.3.3. Genişletilmiş Kalman Filtresi	16
1.3.4. Hedef Takibinde Genel Bir Sınıflandırma	17
1.3.5. Manevralı Hedeflerin Takibi.....	17
1.3.5.1. Uyarlanabilir Filtre Yaklaşımı	19
1.3.5.2. Çoklu Modeller Yaklaşımı	20
1.3.6. Çoklu Hedef Takibi.....	22
1.3.7. Veri İlişkilendirme	23
1.3.7.1. Ölçümlerin Seçilmesi: Kapılar.....	23
1.3.7.2. Standart En Yakın Komşu Filtresi	25
1.3.7.3. Global En Yakın Komşu Filtresi.....	26
1.3.7.4. Olasılıksal Veri İlişkilendirme Filtresi.....	28

1.3.7.5.	Birleşik Olasılıksal Veri İlişkilendirme Filtresi	30
1.3.8.	İz Yönetimi.....	32
1.4.	Hedef Takibinde Uygulama Sorunları	33
1.4.1.	Kalman Filtresinde Tutarlılık.....	34
1.4.2.	Kaçırılan ve Yansıma Kaynaklı Parazit Ölçümler	35
1.4.3.	İzlerin Birleşmesi Problemi.....	36
1.5.	Hedef Takibinde Benzetim	36
1.5.1.	Sayısal İntegrasyon	37
1.6.	Hedef Takibi Yöntemlerinin Değerlendirilmesi	38
1.6.1.	Ortalama Hata Hesaplama Yöntemleri	38
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR	40
2.1.	Hedef Takip Senaryoları	40
2.1.1.	Kavşak Trafığı Senaryosu	40
2.1.2.	Yolcu Uçağı ve Hava Meydanı Senaryosu	41
2.1.3.	Savaş Uçağı Senaryosu	41
2.2.	Hedeflerin Modellenmesi.....	41
2.2.1.	Otomobil Modeli.....	41
2.2.2.	Uçuş Benzetimi	44
2.3.	Ölçümlerin Modellenmesi.....	45
2.3.1.	Gürültülerin Üretilmesi	45
2.3.2.	Kaçırılan Ölçümler.....	46
2.3.3.	Parazit Ölçümlerin Modellenmesi.....	47
2.4.	Verilerin Üretilmesi	48
2.4.1.	Hayali Kavşak	48
2.4.2.	Trabzon Havalimanı Hava Trafığı	52
2.4.3.	Savaş Uçağı Manevraları	53
2.5.	Hedef Takip Benzetimi	54
2.5.1.	Tek Hedef Takibi: Kestiriciler	54
2.5.2.	Tek Hedef Takibi: Manevralar.....	55
2.5.3.	Tek Hedef Takibi: Veri İlişkilendirme.....	56
2.5.4.	Çoklu Hedef Takibi: Hava Trafik Kontrolü ve Veri İlişkilendirme	57
2.5.5.	Çoklu Hedef Takibi: Kavşak Benzetimi	57
3.	BULGULAR VE TARTIŞMA	58

4.	SONUÇLAR	66
5.	KAYNAKLAR	68
ÖZGEÇMİŞ		



Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

UYGULAMA PROBLEMLERİNDE HEDEF TAKİBİ

Aykut Görkem GELEN

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Ayten ATASOY
2017, 71 sayfa

Bu tez çalışması kapsamında hedef takibi problemi çeşitli senaryolarda benzetim yoluyla incelenmiştir. Bu senaryolarda hedeflere ait hareket verisi gerçekçi olarak benzetim yoluyla üretilmiştir. Ölçüm verisi bu verilerden sentezlenirken gerçek hedef takibi uygulamalarında problem oluşturabilecek hususlar dikkate alınmış ve veriye eklenmiştir. Bu tezde kaçırılan ölçümler, yansıma kaynaklı parazit ölçümler, birbirine yakın konumlandırılmış hedefler, model uyumsuzluğu, çoklu hedef takibi ve iz yönetimi konuları üzerinde durulmuştur.

Bu tezin amacı klasik hedef takip yöntemlerini gerçekçi senaryolarda incelemek ve bu senaryolarda problemleri çözen hedef takip sistemleri geliştirmektir. Çalışma kapsamında kestirim amaçlı Kalman filtresi ve Genişletilmiş Kalman filtresi kullanılmıştır. Veri ilişkilendirme için olasılıksal ve birleşik olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemleri, standart ve global en yakın komşu veri ilişkilendirmesi yöntemleri kullanılmıştır. İzlerin yönetimi için literatürde M/N mantığı olarak bilinen iz yönetimi yaklaşımı kullanılmıştır.

Tezde tüm senaryolar için hedef takibi uygulamaları başarıyla gerçekleştirilmiştir. Farklı yöntemler için hatalar aritmetik ve geometrik olarak hesaplanmıştır. Yöntemler başarıları ve karmaşıklıkları yönünden değerlendirilmiş ve sonuçlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Hedef Takibi, Kalman Filtresi, Veri İlişkilendirme, İz Yönetimi

Master Thesis

SUMMARY

TARGET TRACKING WITH IMPLEMENTATION PROBLEMS

Aykut Grkem GELEN

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electrical-Electronics Engineering Graduate Program
Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Ayten ATASOY
2017, 71 pages

In this thesis, the problem of target tracking has been investigated by means of simulation for various scenarios. In these scenarios, the motion data for the targets was generated realistically by simulation. While the measurement data is synthesized from these data, it has been taken into consideration that the actual target tracking applications can cause problems, and the data has been added. This thesis focuses on missed measurements, clutter measurements, closely spaced targets, model mismatch, multiple target tracking and track management issues.

The purpose of this thesis is to study the classical target tracking methods in realistic scenarios and develop target tracking systems that solve the problems in different scenarios. The Kalman filter and the Extended Kalman filter were used for estimation purposes. Probabilistic and joint probabilistic data association methods, standard and global nearest neighbor data association methods are used for data association. For the management of traces, track management approach known as M / N logic was used.

In the thesis, target tracking applications for all the scenarios have been successfully developed. Errors for different methods are calculated arithmetically and geometrically. The methods were evaluated for their success and complexity, and the results were presented comparatively.

Key Words: Target Tracking, Kalman Filter, Data Association, Track Management

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1. Kalman Filtresi	12
Şekil 1.2. Kalman filtresi algoritması	14
Şekil 1.3. Model uyumsuzluğunda Kalman filtresi.....	18
Şekil 1.4. Elips kapılar ve ölçümler örneği	24
Şekil 1.5. GEYK Yöntemi Atama matrisi.....	28
Şekil 1.6. BOVİ örnek senaryo	31
Şekil 1.7. BOVİ senaryosu olasılık ağacı.....	31
Şekil 1.8. Kaskat bağlı M/N Algoritması.....	33
Şekil 1.9. Radardan alınan örnek bir sinyal	35
Şekil 2.1. Otomobil modeli serbest cisim diyagramı	42
Şekil 2.2. Kavşak Modeli	49
Şekil 2.3. Araçların kavşakta konumlandırılması	50
Şekil 2.4. Kavşak trafiğinde araç hareketleri	51
Şekil 2.5. Trabzon Havalimanı Görüntüsü.....	52
Şekil 2.6. Trabzon havalimanı hava trafik kontrol senaryosu.....	53
Şekil 2.7. F16 modeli savaş manevraları	54
Şekil 2.8. Doğrusal ve Koordineli Dönüş Hareketleri	55
Şekil 2.9. Veri ilişkilendirme senaryosu	56
Şekil 3.1. Sabit hızlı hareket için Kalman filtresi sonuçları.....	58
Şekil 3.2. Koordineli dönüş hareketi için Kalman filtresi sonuçları	59
Şekil 3.3. Manevralı hareket için Kalman filtresi kestirim sonuçları	60
Şekil 3.4. Tek hedef veri ilişkilendirme problemi kestirim sonucu	62
Şekil 3.5. Hava trafik kontrolü benzetimi kestirim sonuçları	63
Şekil 3.6. Kavşak senaryosu iz birleşme problemi	64
Şekil 3.7. Kavşak Senaryosu Hedef Takibi 35. Adım.....	65

TABLÖLAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1.1. Teoremdaki ifadeler ve anlamları	27
Tablo 2.1. Ford Focus ST 2016 Teknik Veri	49
Tablo 2.2. Ford Focus ST 2016 Vites Oranları	49
Tablo 2.3. EcoBoost I-4 Motor Verisi	50
Tablo 3.1. Doğrudan Kalman filtresi kestirim hataları	59
Tablo 3.2. Manevralı harekette doğrudan Kalman filtresi kestirim hataları	61
Tablo 3.3. Manevralı hedef takip yöntemleri için kestirim hataları	62
Tablo 3.4. Veri ilişkilendirme kestirim hataları	63
Tablo 3.5. Hava trafik kontrolü problemi kestirim hataları	64
Tablo 3.6. Kavşak benzetimi kestirim hataları	65

SEMBOLLER DİZİNİ

BOVİ	Birleşik Olasılıksal Veri İlişkilendirme
ÇHT	Çoklu Hipotez Testi
EÇM	Etkileşimli Çoklu Modeller
GEYK	Global En Yakın Komşu
GKF	Genişletilmiş Kalman Filtresi
GOH	Geometrik Ortalama Hata
GOM	Geçiş Olasılıkları Matrisi
GPBF	Genelleştirilmiş Psuedo Bayes Filtresi
KD	Koordineli Dönüş
KKF	Kokusuz Kalman Filtresi
KOK	Karekök Ortalama Karesel Hata
NKHK	Normalize Kestirim Hatası Karesi
NYK	Normalize Yenilik Karesi
OÖH	Ortalama Öklidyen Hata
OVİ	Olasılıksal Veri İlişkilendirme
SEYK	Standart En Yakın Komşu
SH	Sabit Hız
SI	Sabit İvme
k	Zaman adımı (an)
x_k	Hedefin durum vektörü (k anında)
y_k	Ölçüm vektörü (k anında)
v_k	Normal dağılımlı süreç gürültüsü (k anında)
w_k	Normal dağılımlı ölçüm gürültüsü (k anında)
S_k	Yenilik kovaryansı (k anında)
$\hat{x}_{k+1 k}$	Kalman filtresi bir sonraki an için durum tahmini (k anında)
$\hat{y}_{k+1 k}$	Kalman filtresi bir sonraki an için ölçüm tahmini (k anında)
$P_{k+1 k}$	Kalman filtresi bir sonraki an için hata kovaryans tahmini (k anında)
$\hat{x}_{k k}$	Kestirilen durum (k anında)
$\tilde{x}_{k k}$	Gerçek durum ve kestirim durum arasındaki fark, kestirim hatası (k anında)

$P_{k k}$	Kestirilen hata kovaryansı (k anında)
F	Durum geiş matrisi
H	Ölüm matrisi
Q	Süre gürültüsü kovaryans matrisi
R	Ölüm gürültüsü kovaryans matrisi
K	Kalman filtresi kazancı
M_i	EM model olasılıkları matrisi
Π	EM geiş olasılıkları matrisi
$\mu_{i j}$	EM karışım olasılıkları matrisi i . satır j . sütun elemanı
μ_k^i	OVİ i . ölüm ilişkilendirme olasılığı
$\bar{c}_j$	EM karışım olasılıkları normalizasyon sabiti
r	EM model sayısı
$\hat{x}^{0j}$	EM model j için karışık durum vektörü
P^{0j}	EM model j için karışık hata kovaryans matrisi
Λ	EM model olabilirlik değeri
P_D	Algılama olasılığı
P_G	Kapılama olasılığı
J_D	Algılanan ölümlerin indisleri
β_{FA}	Yanlış alarm oranı
β_{NT}	Yeni hedef oranı
θ_k	İlişkilendirme hipotezi
$Y_{0:k}$	Zaman k 'ya kadar alınan tüm ölümlerden oluşan vektör
A_{ij}	Atama matrisi i . satır j . sütun elemanı
G_{ij}	Kapı kararları matrisi i . satır j . sütun elemanı
y_k^{es}	OVİ eş ölüm
P_k^{es}	OVİ kestirim sonucu hesaplanan hata kovaryans matrisi
F_i	İtme kuvveti
F_{AERO}	Aerodinamik sürtünme kuvveti
F_{LASTIK}	Lastik kayaklı sürtünme kuvveti
T_w	Tekerlerdeki tork
r_w	Teker yarıapı

C_D	Aerodinamik srtnme kuvveti
C_F	Lastik srtnme kuvveti
S	Otomobil yzey alanı
ρ	Hava yoęunluęu
ξ	Otomobil kuzey konumu
η	Otomobil doęu konumu
θ	Otomobilin bař aısı
ϕ	Otomobilin direksiyon aısı
V_S	Otomobil hızı
v_{ts}	Vites oranı
tr	Gaz pedalı konumu
σ	Radar menzil grlt standart sapması
σ_β	Radar aısı grlt standart sapması
σ_{termal}	Radar termal grlt standart sapması
m	Radar menzil deęeri
m_g	Radar gerek menzil deęeri
n	Radar menzil grlts
S/N	Radar sinyal grlt oranı
c	Iřık hızı
τ	Radar darbe geniřlięi
$\theta_{1/2}$	Radar yarı g demet geniřlięi

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Canlılar çevreleriyle etkileşimde bulunmak için bilinçli veya bilinçsiz olarak ilgilendikleri nesneleri takip ederler. Tarih boyunca avlanan veya av olan hayvanlar birbirlerini takip etmişlerdir. Bu durum sadece hayvanlara özgü değildir. Örneğin güneşi takip ettiğinden dolayı ayçiçeğine günebakan da denilmektedir. İnsanlar da hedef takibi konusunda etkileyici yeteneklere sahiptir. Günümüzde hayli popüler olan futbol maçlarında havadan gelen bir topu karşılamaya çalışan futbolcu belki farkında bile olmadan her an topu takip etmektedir. Tüm bu örneklerden de anlaşılabileceği gibi hedef takibi canlılar için olağan bir şeydir.

Gerçek hayattaki bazı uygulamalar hedef takibi gerektirmektedir. Örneğin elektrikli otomobil Tesla çevresindeki araçları algılayıp takip ederek trafikte otonom olarak ilerleyebilmektedir. Bir askeri uygulama olarak sınır hattında hava sahasının izlenmesi ülkeyi tehditlere karşı korumak adına çok büyük önem taşımaktadır. Sivil hava meydanlarında hava trafiğinin izlenmesi ve düzenlenmesi gerekmektedir. Bunlar gibi gerçek hayat problemlerinde hedeflerin takip edilmesi bir mühendislik problemine dönüşmektedir. Donanımsal olarak canlılardaki duyu organlarının yerini radarlar veya farklı algılayıcılar, beynin yerini ise toplanan veriyi işleyebilecek herhangi bir elektronik sistem alabilir. Beynin hedef takibini nasıl gerçekleştirdiği hala tam olarak anlaşılamasa da pratik uygulamalar için matematiksel temellere dayalı hedef takip yöntemleri geliştirilmektedir.

Hedef takibi teorik olarak yapılan ölçümlerden yararlanarak ilgilenilen nesnelerin istenen özelliklerini kestirmektir. Bu özellikler nesnelerin kinematik durumunu gösterecek konum, hız ivme gibi özellikler olabileceği gibi kimliklerini gösteren bir tür işaret veya sadece nesnelerin sayıları bile olabilmektedir. Buradaki sorun hatasız olarak ölçüm yapmanın imkansız oluşudur. Bütün ölçümler çevreden veya algılayıcıdan kaynaklı gürültüden dolayı hatalar içerir. Dolayısıyla sadece ölçümlere bakılarak hedef takibi yapılamaz. Ölçümlerdeki gürültünün bir şekilde filtrelenmesi gerekmektedir. Bu noktada hedef takibi bir tür kestirim problemi gibi düşünülebilir.

Hedef takibinde hedeflerin sayısı ve hareketlerinin biçimine göre çok genel bir sınıflandırma yapılabilir. Öncelikle izlenilen hedefler çok sayıda olabileceği gibi tek bir hedefe ait durumlar da izleniyor olabilir. Bu noktada tekli veya çoklu hedef takibinden söz edilir. Tek bir hedef için kestirim kolaylıkla yapılırken hedef sayısı arttığında ölçümler ve hedeflerin ilişkilendirilmesi ve izlerin yönetilmesi gibi ek çözümlere ihtiyaç duyulmaktadır. İkinci olarak hedef sürekli aynı şekilde hareket ediyor veya hareket biçimini aralıklarla değiştiriyor olabilir. Bu durumda ise manevrasız veya manevralı hedef takibi problemi ile karşılaşmaktayız. Manevrasız hareket eden bir hedef için kestirim direkt yapılabilirken, manevralı hareket durumunda farklı yaklaşımlar kullanılması gerekmektedir.

1.2. Bu Alanda Yapılmış Çalışmalar

Rudolf E. Kálmán 1960 yılında yayınladığı bir makalesinde klasik filtreleme ve tahmin problemini yeniden inceleyerek adıyla anılan Kalman Filtresinin ilkel bir versiyonunu açıklamıştır [1]. Daha sonra Jazwinski bu filtreyi olasılıksal temellerle açıklayarak doğrusal olmayan filtreleme teorisi adıyla genelleştirmiştir [2]. Son haliyle Kalman Filtresi manevrasız tek bir hedef ve o hedefe ait ölçümler söz konusu olduğunda tek başına hedef takip problemini çözmektedir. Kalman fitresi hedef dinamiklerinin doğrusallığı varsayımı altında çalışmaktadır. Kalman filtresi doğrusal olmayan sistemlerde de kullanılabilmesi için Taylor serisi açılımı ile doğrusallaştırılmıştır. Bu yeni filtre Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF) adıyla önerilmiştir [3, 4]. GKF doğrusal olmayan düşük seviyeli sistemlerde başarıyla çalışmaktadır. Yüksek seviyeli doğrusal olmayan sistemlerde ise düşük performans göstermektedir. Bu sorunu aşmak için yeni bir yöntem olan Kokusuz Kalman Filtresi (KKF) önerilmiştir [5].

Gerçek hedef takibi uygulamalarında izlenen hedefler genellikle manevralı hareket gerçekleştirmektedir. Kalman filtresi manevralı hedefler için kullanıldığında literatürde model uyumsuzluğu olarak bilinen bir sorunla karşılaşmaktadır. Model uyumsuzluğunu aşmak için yeni yaklaşımlar geliştirmek gerekmektedir. Bu konuda literatürde iki farklı yaklaşım bulunmaktadır. Bu yaklaşımlardan ilkinde Kalman Filtresi manevralara uyarlanır biçimde değiştirilmektedir [6]. Uyarlanır filtreler manevraları algıladıktan sonra onlara ek bir gürültü gibi davranarak manevralardan doğan hatayı telafi etmeye çalışmaktadırlar. Uyarlanır yaklaşım üzerine kurulan bir diğer filtre Tenney tarafından önerilmiştir [7].

Gürültü seviyesinin sürekli olarak güncellendiği daha yeni bir uyarlanımlı filtre yaklaşımı da Castella tarafından sunulmuştur [8]. Castella tarafından sunulan bu yöntemde Kalman Filtresi manevra algılandığında farklı değerlerle yeniden başlatılarak iki aşamalı bir filtreleme mekanizması kurulmaktadır. Diğer bir uyarlanırlı filtre yaklaşımı olan girdi kestirimi yöntemi de uyarlanırlı filtre yaklaşımı kategorisinde düşünülebilir [9].

Manevralı hedefler için ikinci yaklaşım çoklu modeller yaklaşımı olarak bilinmektedir. Çoklu modeller yaklaşımında temel fikirler Magill tarafından önerilmiştir [10]. Bu yaklaşımda muhtemel her hareket biçimi matematiksel olarak modellenerek aynı anda paralel olarak değerlendirilmektedir. Modeller arasındaki geçiş mekanizması için atlamalı Markov doğrusal sistemler kullanılmaktadır. Atlamalı modellerin bu yaklaşımda kullanılması Moose'un çalışmalarında detaylı olarak sunulmuştur [11, 12]. Çoklu modeller yaklaşımını kullanan en önemli filtrelerden biri Genelleştirilmiş Pseudo Bayes Filtresi (GPBF) olarak bilinmektedir [13]. Bu gelişmelerden sonra Blom tarafından önerilen Etkileşimli Çoklu Modeller (EÇM) yöntemi ikinci dereceden GPBF ile aynı performansta çalışmasına rağmen işlem yükü açısından daha basittir [14, 15]. Bu nedenle EÇM yöntemi model uyumsuzluğunun çözümü için en popüler ve en etkili yöntemlerden biridir [16]. Bar-Shalom EÇM yöntemini hava trafik kontrol problemine başarıyla uygulayarak yöntemin hedef takibi alanındaki popülerliğini daha da artırmıştır [17].

Gerçek uygulamalarda hedeflerin sayısı genellikle birden çoktur ve önceden bilinmemektedir. Bu hususlar sırasıyla çoklu hedef takibi ve izlerin yönetilmesi sorunlarını doğurmaktadır. Bazı durumlarda ise yansıma kaynaklı parazitlerden dolayı gerçekte hedef bulunmamasına rağmen bir hedef varmış gibi ölçümler alınmaktadır. Çoklu hedef takibi ve parazitlerin olduğu durumlarda birden çok hedef ve ölçüm bulunduğundan ölçümlerin seçilmesi ve hedeflere atanması gerekmektedir. Bu sorun literatürde veri ilişkilendirme problemi olarak geçmektedir. Genel olarak Bayes temelli olmayan ve Bayes temeline dayanan iki farklı yaklaşım vardır [18, 19].

Bayes temelli olmayan yaklaşımda optimizasyon literatüründe doğrusal atama problemi olarak bilinen ilişkilendirme problemine hedef takibi bağlamında çözüm aranmaktadır. Macar, Mukres ve Auction algoritmaları gibi atama problemini çözen genel yöntemlerden herhangi biri hedef takibine uyarlanabilir. Auction yöntemi Bar-Shalom tarafından başarıyla hedef takibine uyarlanmıştır [20]. Hedeflerin ilişkilendirilmesinde en çok olabilirlik (maximum likelihood) yaklaşımı kullanan diğer çalışmalar da bu kategoride değerlendirilebilir [21].

Veri ilişkilendirme için matematiksel olarak en basit ve kolay uygulanabilir yöntem en yakın komşu mantığı kullanılarak geliştirilmiştir. Bu yaklaşımı kullanan yöntemler tek hedefler için Standart En Yakın Komşu (SEYK) ve çoklu hedefler için Global En Yakın Komşu (GEYK) yöntemleri önerilmiştir [17]. Matematiksel olarak basit ve kolay uygulanabilir olmasına rağmen Bayes temelli olmayan bu yaklaşımlar ağır parazit ölçümlerin görüldüğü bazı durumlarda başarısız olmaktadır. Bu durumlar için daha karmaşık dolayısıyla daha başarılı Bayes temelli filtreler önerilmiştir.

Veri ilişkilendirmede Bayes temelli bir filtre olan Olasılıksal Veri İlişkilendirme (OVİ) filtresi Bar-Shalom tarafından önerilmiştir [22, 23]. Bu yöntemde en yakın komşu temelli yaklaşımdan farklı olarak tüm ölçümlerdeki bilgi birlikte değerlendirilmektedir. OVİ filtresinin çoklu hedeflere uyarlanmış hali olan Birleşik Olasılıksal Veri İlişkilendirme (BOVİ) filtresi de alanında en etkili yöntemlerden biridir [24]. BOVİ filtresi OVİ filtresinin bir uzantısı gibidir. BOVİ filtresinde tüm hedef ve ölçüm kombinasyonları olasılık ağaçları şeklinde düşünülerek ilişkilendirmeler tüm kombinasyonlar için OVİ filtresi gibi yapılmaktadır. Daha karmaşık ve daha iyi sonuç veren Çoklu Hipotez Testi (ÇHT) yöntemi ağır matematiğine rağmen veri ilişkilendirmede çok büyük bir öneme sahiptir [25, 26]. ÇHT yöntemi kuramsal olarak mükemmel olmasına rağmen uygulamada problemler ortaya çıkmaktadır. Çok büyük bir işlemsel kapasite gerektirdiğinden pratik olarak uygulanması için çeşitli yöntemler önerilmiştir. Genel olarak ÇHT kaynaklı sorunları aşmak için atama problemine dönüştürme, olasılık ağaçlarını budama ve algoritmik olarak hızlandırma gibi çözümler önerilmiştir [27-30].

Hedef takibinde diğer bir konu da izlerin yönetimidir. Özellikle çoklu hedef takip uygulamalarında hedeflerin sayısı önceden bilinmediği için izlerin otomatik olarak başlatılması, güncellenmesi ve bitirilmesi gerekmektedir. İz yönetiminde literatürde sezgisel kural tabanlı ve mantık tabanlı başlatma yöntemleri yer almaktadır [17]. Radarların otomatik iz başlatması ve yönetmesi üzerine sezgisel kural tabanlı iz yönetimi yöntemleri Farina'nın kitabında sunulmuştur [31]. Kural tabanlı iz yönetimi konusunda farklı fikirlere yine radar üzerinde çalışmalar yapan Muehe'nin kitap ve makalelerinde rastlanmaktadır [32, 33]. Bu yöntemler her hedef için sürekli belirli kuralları kontrol ederek izleri güncellemektedir.

1.2.1. Tezin Amacı ve Kapsamı

Bu tezin ana konusu hedef takip probleminin gerçek uygulamalar üzerinden araştırılmasıdır. Literatürde hedef takibi için önerilen kuramsal yöntemler bu tür gerçek uygulamalarda kullanıldığında varsayımların tam olarak karşılanamamasından dolayı bazı sorunlarla karşılaşmaktadır. Araştırmaya bu sorunları da dahil etmek amacıyla tezdaki hedef takibi uygulamaları bu tür problemlerinin bulunduğu senaryolarda gerçekleştirilmiştir. Böylece hedef takibi uygulamalarında oluşabilecek sorunları araştırıp, var olan çözümleri inceleyerek yeni yöntemlerin önerilmesi amaçlanmaktadır.

Günümüzde çeşitli alanlardaki farklı uygulamalar hedef takibi gerektirmektedir. Bu uygulamalardan en yaygını radarlar yardımıyla uçakları veya farklı hareketli platformları izlemektir. Radarlar dışında video görüntülerinden çıkartılan özellikler veya çeşitli algılayıcılardan alınan ölçümler kullanılarak da hedef takibi yapılabilir. Hedef takibi uygulamaları geliştirebilmek için hedeflere ait ölçüm verilerinin toplanması gerekmektedir. Bu verileri toplamak zahmetli ve pahalı bir iştir. Ayrıca akademik olarak hedef takip prensiplerini çalışırken ölçümlerin nasıl yapıldığının bir önemi yoktur. Dolayısıyla bu tezde kullanılan hedef ve ölçüm verileri en kolay ve maliyet etkin yöntem olan benzetim yoluyla gerçekçi olarak üretilmiştir.

Tezde hedef takibi beş farklı senaryo üzerinde benzetim yoluyla incelenmiştir. Bu senaryolar genel olarak tekli ve çoklu; manevralı ve manevrasız hedef takibi durumlarını incelemek üzere kurulmuştur. Bu durumlar en basit tekli-manevrasız hedef takibinden en karmaşık çoklu-manevralı hedef takibine kadar tüm durumlar için incelenmiştir. Bunun yanı sıra senaryolar başlıca uygulama sorunları olan gürültülü ölçümler, kaçırılan ölçümler, yansıma kaynaklı parazit ölçümler, veri ilişkilendirme problemleri ve iz yönetimi konularından bir veya birkaçını aynı anda içermektedir.

Bu çalışmada kullanılan senaryolar uygulamada karşılaşılması muhtemel sorunları içerdiği için benzetimlerden elde edilen bilgi pratik bir hedef takip problemini çözmek açısından önemlidir. Elde edilen sonuçlar fiziksel bir hedef takip sisteminin geliştirilmesi için bilgi birikimi sağlayacaktır. Ayrıca bu çalışma aynı amaca yönelik farklı yöntemlerin incelenmesini içerdiği için yöntemlere detaylı ve karşılaştırmalı bir bakış açısı sunmaktadır.

1.3. Hedef Takibi Teorisi

1.3.1. Genel Bakış ve Matematiksel Temeller

Hedef takibi yapılan ölçümlerle başlamaktadır. Bu ölçümler genellikle belirli aralıklarla ve belirli bir süre için yapılır. Dolayısıyla hedeflere ait yeni bilgi taşıyan ölçümlerin birbirlerinin peşi sıra alındığı söylenebilir. Bunun yanı sıra ölçümlerde algılayıcıdan ve çevreden kaynaklanan gürültüden dolayı belirsizlikler vardır. Bu belirsizlikler ölçümün doğasında vardır ve her zaman bir miktar ölçüm hatasına neden olacaktır. Hedef takibinde problem, hedefe ait ilgilenilen özelliklerin yapılan ölçümlerdeki bilgi kullanılarak nasıl kestirileceğidir. Problem peş peşe gelen belirsiz ölçümler ve her ölçümle birlikte yeniden kestirilmesi gereken bir durumdan oluştuğundan özyinelemeli bir çözüm geliştirilmesi uygun olacaktır. Böylece ölçümler alındıkça kendi kendine çalışan hedef takip sistemleri geliştirmek mümkün olacaktır. Bu noktada özyinelemeli Bayes kestirimi hedef takip probleminin çözümleri için ana bir çerçeve oluşturmaktadır.

1.3.1.1. Dinamik Sistemler

Hedef takibinde ölçümler belirli aralıklarla peş peşe alındığından dolayı çözümün ayrık zamanlı geliştirilmesi uygun olacaktır. Dolayısıyla hedef hareketleri matematiksel olarak ayrık zamanlı dinamik sistemler biçiminde ifade edilebilir. Takip edilecek hedefe ait bir model oluşturmak için hedefin ilgilenilen özelliklerini belirtecek denklemlerin bir arada yazılması yeterlidir. İlgilenilen özellikler aynı zamanda kestirilmesi amaçlanan durum vektörünü oluşturur ve her birine durum değişkeni denilir. Örnek olarak hedefin konumu, hızı ve ivmesi durum vektörü oluşturulabilir.

Sistem modeli oluşturmak için durum değişkenleri arasındaki ilişkileri ifade edecek denklemlerin yazılması gerekmektedir. Hedef takibinde genel olarak konum, hız ve ivme gibi kinematik özellikler izlenmek istendiğinden, bunlar arasındaki ilişkiler Newton hareket denklemleri kullanılarak yazılabilmektedir. Bu ilişkileri içeren matrise durum matrisi denilmektedir. Ölçüm genellikle durum vektörüyle doğrudan bağlantılıdır. Durum değişkeni ve ölçüm arasındaki ilişkiyi ifade eden matrise ise ölçüm matrisi denilmektedir. Newton hareket denklemleri (1) ve (2) olarak verilmiştir.

$$d_{k+1} = d_k + V(\Delta T) + \frac{1}{2}a(\Delta T)^2 \quad (1)$$

$$V_{k+1} = V_k + a(\Delta T) \quad (2)$$

Bu çalışmada kullanılmak üzere sabit hız (SH) ve sabit ivme (SI) hareket modelleri denklemler (1) ve (2) kullanılarak elde edilmiştir. Bu modeller iki boyutlu Kartezyen koordinat sisteminde ifade edilmiştir. Bu çalışmada alınan tüm ölçümlerin iki boyutlu konum verisi olduğu kabul edilmiştir.

SH modeli için durum vektörü her iki boyutta sırasıyla konumlar ve hızlardan oluşan dört boyutlu bir vektör olarak seçilmiştir. Her iki boyutta konumlar d_x , d_y ve hızlar V_x , V_y olarak gösterilmiştir. Herhangi bir k anı için SH modeli durum vektörü denklem (3) ile verilmiştir.

$$x_k = [d_x \quad d_y \quad V_x \quad V_y]^T \quad (3)$$

Denklemler (1) ve (2) kullanılarak sistemin durumunu bir sonraki zaman adımına güncelleyecek durum matrisi F denklem (4) ile ifade edilmiştir.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Ölçümler iki boyutlu konum verisi olarak alınmaktadır. Dolayısıyla SH modeli için durum vektörünü ölçüm vektörüne çevirecek olan ölçüm matrisi H durum vektörünün ilk iki değişkenini seçen bir matris olarak denklem (5) ile gösterildiği gibi yazılabilir.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

SI modeli için durum vektörü her iki boyutta sırasıyla konumlar, hızlar ve ivmelerden oluşan altı boyutlu bir vektör olarak seçilmiştir. Her iki boyutta ivmeler a_x ve a_y olarak gösterilmek üzere herhangi bir k anı için sabit ivmeli hareket durum vektörü denklem (6) ile verilmiştir.

$$x_k = [d_x \quad d_y \quad V_x \quad V_y \quad a_x \quad a_y]^T \quad (6)$$

Sistemin durumunu bir sonraki zaman adımına güncelleyecek durum matrisi F denklem (7) ile ifade edilmiştir.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 & \Delta T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T & 0 & \Delta T^2/2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

SI modeli için ölçüm matrisi H denklem (8) olarak verilmiştir.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Bu tezde SH ve SI modellerinin yanı sıra yolcu uçaklarına ait belirli bir açısal oranla dönüş hareketini ifade edecek koordineli dönüş (KD) modeli kullanılmıştır. KD modeli için durum vektörü SH modeli durum vektörüne sabit bir dönüş açısı ω eklenerek oluşturulmaktadır. Herhangi bir k anı için beş boyutlu KD modeli durum vektörü denklem (9) ile verilmiştir.

$$x_k = [d_x \quad d_y \quad V_x \quad V_y \quad \omega]^T \quad (9)$$

KD modeli için durum matrisi ve ölçüm matrisi sırasıyla denklemler (10) ve (11) ile verilmiştir [34].

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin \omega \Delta T}{\omega} & -\frac{1 - \cos \omega \Delta T}{\omega} & 0 \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos \omega \Delta T}{\omega} & \frac{\sin \omega \Delta T}{\omega} & 0 \\ 0 & 0 & \cos \omega \Delta T & -\sin \omega \Delta T & 0 \\ 0 & 0 & \sin \omega \Delta T & \cos \omega \Delta T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Durum matrislerinden görülebileceği üzere SH ve SI modelleri doğrusaldır. KD modeli ise doğrusal değildir.

Matematiksel sistem ve ölçüm her ne kadar ayrıntılı modellenirse modellensin her zaman süreçle ilgili bir belirsizlik oluşacaktır. Örneğin sabit hızla ilerleyen bir uçak Newton'un kinematik eşitlikleriyle ifade edilebilir. Fakat gerçek dünyada havadaki rüzgar uçağın üzerinde küçük ivmelere sebep olacaktır. Süreçle ilgili bu belirsizlikleri de modellemek için hem durum hem de ölçüm eşitliklerine bir gürültü eklenmesi gerekmektedir. Sonuç olarak ayrık zamanlı bir hedef takip sistemi denklemler (12) ve (13) ile verildiği gibi ifade edilebilir.

$$x_{k+1} = Fx_k + v_k \quad (12)$$

$$y_k = Hx_k + w_k \quad (13)$$

Bu denklemlerde hedefe ait durum x_k , ölçüm y_k , durum matrisi ve ölçüm matrisi sırasıyla F ve H ile gösterilmektedir. Zaman ise k ile ifade edilmiştir. Belirsizlikleri gösteren gürültüler süreç ve ölçüm için sırasıyla v_k ve w_k olarak gösterilmiştir.

1.3.1.2. Özyinelemeli Bayes Kestirim

Bayes teoremi istatistik alanındaki en önemli teoremlerden biridir. Thomas Bayes'in adıyla anılan Bayesçi istatistik yaklaşımı klasik istatistik yaklaşımına bir alternatif oluşturmaktadır. Bu yaklaşım karar teorisinde ve sonuç çıkarma yöntemleri arasında da kullanılmaktadır. Yaklaşımın temeli Bayes teoremine dayanmaktadır. Bayes teoremi denklem (14) olarak verilmiştir.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (14)$$

Bu teoremden A ve B iki olayı göstermek üzere $P(A|B)$ ile gösterilen ifade B olayı bilinirken A olayının gerçekleşme olasılığıdır. Bu olasılığa istatistikte sonsal olasılık denilmektedir. $P(A)$ ifadesi A olayının tek başına gerçekleşme olasılığıdır ve önsel olasılık olarak adlandırılır. $P(B|A)$ ifadesi literatürde olabilirlik olarak geçmektedir. $P(B)$ ifadesi genellikle olasılığı normalize eden bir sabittir.

Dolayısıyla bu teoremle önsel olasılık olabilirlik yardımıyla ayarlanarak sonsal olasılık hesaplanmaktadır. Hedef takibi için denklem (14) içersindeki A olayı ilgilenilen hedefin durumu, B olayı ise alınan ölçümler olarak düşünülebilir. Bayes teoremini hedef takibine uyarlamak için hedefin durum değişkeni bir olasılık yoğunluk fonksiyonu olarak tanımlanır. Zaman k ile gösterilmek üzere $P(S^k)$ ve y^k ifadeleri sırasıyla k zamanındaki durum değişkeninin olasılık dağılım fonksiyonunu ve k zamanına kadar alınan ölçümleri göstermektedir. Bu değişkenler kullanılarak yeniden yazılan Bayes eşitliği denklem (15) olarak verilmiştir.

$$P(S^k|y^k) = \frac{P(y^k|S^k)P(S^k)}{P(y^k)} \quad (15)$$

Hedef takibinde çözüm için özyinelemeli bir yaklaşım kullanılacağından dolayı bulunmak istenen k zamanındaki sonsal olasılık $P(S^k|y^k)$ bir önceki zaman adımı $k - 1$ zamanındaki olasılık kullanılarak güncellenmelidir. Bayes teoremi kullanılarak k zamanı olasılıkları bir önceki zaman adımı için açılığında (16), (17) ve (18) ile verilen denklemler elde edilmektedir.

$$P(y^k|S^k) = P(y^k|y^{k-1}, S^k)P(y^{k-1}|S^k) \quad (16)$$

$$P(S^k) = P(S^k|S^{k-1})P(S^{k-1}) \quad (17)$$

$$P(y^k) = P(y^k|y^{k-1})P(y^{k-1}) \quad (18)$$

Bu denklemler Bayes teoreminde yerine yazılırsa denklem (19) elde edilir.

$$P(S^k|y^k) = \frac{P(y^k|y^{k-1}, S^k)P(y^{k-1}|S^k)P(S^k|S^{k-1})P(S^{k-1})}{P(y^k|y^{k-1})P(y^{k-1})} \quad (19)$$

İfade düzenlendiğinde elde edilen özyinelemeli Bayes çözümü denklem (20) ile verilmiştir.

$$P(S^k|y^k) = \frac{P(y^k|y^{k-1}, S^k)P(S^k|S^{k-1})}{P(y^k|y^{k-1})} P(S^{k-1}|y^{k-1}) \quad (20)$$

Bu çözüm hedef takibinde Bayes teorisi temeline dayanan tüm çözümler için ana bir çerçeve oluşturmaktadır. Bayes temelli hedef takibi yöntemleri arasındaki farklılık bu çözüm üzerinde kabul edilen varsayımların farklılığından oluşmaktadır.

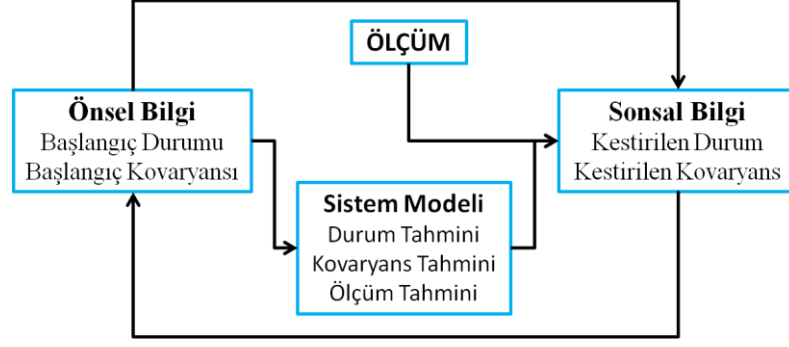
1.3.2. Kalman Filtresi

Bayes yaklaşımı kullanılarak kestirim yapan Kalman filtresi hedef takibi için kilit önem taşıyan bir araçtır. Tek bir hedefin olduğu ve veri ilişkilendirme gerektirmeyen durumlarda Kalman filtresi doğrudan kullanılarak hedef takip problemi çözülebilmektedir. Gürültülü ölçümleri kullanarak hedeflerin bir sonraki durumlarının kestirimini yapan bu filtre üç temel varsayım altında çalışmaktadır.

1. Hedef dinamiklerine ve ölçüme ait modeller doğrusal olmalıdır.
2. Süreç ve ölçüm gürültüleri ilintisiz, beyaz ve normal dağılımlı olmalıdır.
3. Önsel ve sonsal olasılık dağılımları normal dağılımlı olmalıdır.

Kalman filtresi öz yinelemeli bir filtredir. Varsayımlardan yola çıkarak filtrenin girişi ve çıkışındaki bilgi normal dağılımlı bir rastgele değişken gibi düşünülebilir. Böylesi bir rastgele değişkenin ilk iki momenti değişkenin karakterini ifade etmek için yeterlidir. Bu momentlerden ilki hedefin durumunu ifade eden olasılık yoğunluğu fonksiyonunun beklenen değeri, ikincisi ise varyansdır. İkinci moment varyans-kovaryans matrisi şeklinde ifade edilmektedir. Dolayısıyla Kalman filtresinde her bir adımda ihtiyaç duyulan önsel bilgi bu iki momenttir.

Önsel bilgi olarak bir önceki zaman adımındaki durum değişkeni ve bu durum değişkeninin kesinliğini gösteren varyans-kovaryans matrisi kullanılır. Kalman filtresi her adımda başlangıç durumu ve kovaryansını kullanarak kullandığı sistem modeli ile bir tahmin yapmaktadır. Ölçümlerden gelen bilgi ve tahminden elde edilen bilgi bir arada kullanılarak hedefin durumu kestirilmeye çalışılmaktadır. Hesaplanan kestirim sonuçları bir sonraki adım için önsel bilgi olarak kullanılmaktadır. Kalman filtresi Şekil 1.1 ile görsel olarak verilmiştir.



Şekil 1.1. Kalman Filtresi

1.3.2.1. Kalman Filtresinin Matematiksel Çıkarımı

Sistem, denklemler (12) ve (13) ile verildiği gibi modellenmektedir. Gürültüler w_k ve v_k varsayımlardan dolayı bağımsız, sıfır ortalamalı, beyaz ve normal dağılımlıdır. Gürültülerin kovaryansları sırasıyla Q ve R matrisleriyle temsil edilmektedir. Kalman filtresinin burada verilen çıkarımı daha önce Bar-Sahlon tarafından açıklanmıştır [34]. Zaman k ile gösterilmek üzere k anına kadar alınan tüm ölçümler Z^k ile ifade edilmiştir. Öncelikle tahmin edilen durum sistem modelinden elde edilen denklemin beklenen değeri alınarak bulunur. Tahmin edilen duruma ait ifade denklem (21) ile verilmiştir. Denklemlerde beklenen değer operatörü E ile gösterilmiştir.

$$E[x_{k+1}|Z^k] = E[Fx_k + v_k|Z^k] \quad (21)$$

Gürültü v_k sıfır ortalamalı olduğundan tahmin edilen durum denklem (22) ile verildiği gibi bulunabilir.

$$\hat{x}_{k+1|k} = F\hat{x}_{k|k} \quad (22)$$

Durum tahmin hatası gerçek durum ile kestirilen durum arasındaki farktır. Denklem (12) ile (22) arasındaki farkı ifade eden hata denklem (23) ile verilmiştir. Bu denklemde durum tahmin hatası $\tilde{x}$ ile gösterilmektedir.

$$\tilde{x}_{k+1|k} = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1|k} = F\tilde{x}_{k|k} + v_k \quad (23)$$

Durum tahmin kovaryansı bu hata kullanılarak denklem (24) ile gösterildiği gibi hesaplanabilir.

$$E \left[(\tilde{x}_{k+1|k})(\tilde{x}_{k+1|k})^T | Z^k \right] = F \left(E \left[(\tilde{x}_{k|k})(\tilde{x}_{k|k})^T | Z^k \right] \right) F^T + E[v_k v_k^T] \quad (24)$$

Denklem (24) düzenlenirse durum tahmin kovaryansı denklem (25) ile gösterildiği gibi yazılır.

$$P_{k+1|k} = F P_{k|k} F^T + Q \quad (25)$$

Tahmin edilen ölçüm, denklem (22) elde edilirken kullanılan aynı mantıkla beklenen değer alınarak bulunabilir. Tahmin edilen ölçüm denklem (26) ile verilmiştir.

$$\hat{y}_{k+1|k} = H \hat{x}_{k+1|k} \quad (26)$$

Ölçüm tahmin kovaryansı ise denklem (25) elde edilirken kullanılan mantıkla bulunabilir. Ölçüm tahmin kovaryansı denklem (27) ile verilmiştir.

$$S_{k+1} = H P_{k+1|k} H^T + R \quad (27)$$

Durum ve ölçüm arasındaki kovaryans denklem (28) ile verildiği gibi hesaplanır.

$$E \left[(\tilde{x}_{k+1|k})(\tilde{y}_{k+1|k})^T | Z^k \right] = E \left[(\tilde{x}_{k+1|k}) [H(\tilde{x}_{k+1|k}) + w_k]^T | Z^k \right] = P_{k+1|k} H^T \quad (28)$$

Filtrenin kazancı ise kovaryanslar kullanılarak denklem (29) ile verildiği şekilde hesaplanabilir.

$$K = P_{k+1|k} H^T (S_{k+1})^{-1} \quad (29)$$

Kestirim sonucunda bulunacak durum kestirimi ve kestirime ait kovaryans tüm bu bilgiler kullanılarak sırasıyla denklemler (30) ve (31) ile ifade edilebilir.

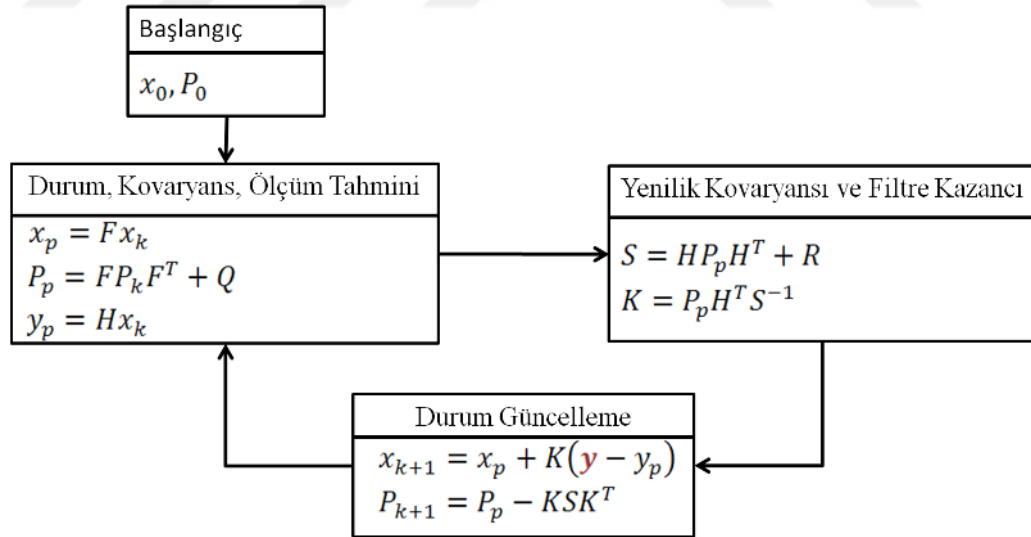
$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K(y_{k+1} - \hat{y}_{k+1|k}) \quad (30)$$

$$P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - P_{k+1|k} H^T (S_{k+1})^{-1} H P_{k+1|k} \quad (31)$$

Denklem (31) ile verilen kovaryans simetriden yararlanılarak düzenlendiğinde denklem (32) ile verildiği şekilde de hesaplanabilir.

$$P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K S_{k+1} K^T \quad (32)$$

Kalman Filtresi herhangi bir k anında girdi olarak o andaki durum x_k , kovaryans matrisi P_k , durum matrisi F , ölçüm matrisi H , süreç gürültüsü kovaryans matrisi Q , ölçüm gürültüsü kovaryans matrisi R ve ölçüm y parametrelerini alır. Durum ve ölçüm matrisleri hedefin tahmini hareketini matematiksel olarak ifade edecek doğrusal modellere ait matrislerdir. Örneğin bir uçağın sabit hızla uçtuğu tahmin ediliyorsa izlemek için SH modeli kullanan bir Kalman filtresi tasarlanabilir. Süreç gürültüsü matrisi ve ölçüm gürültüsü matrisi için belirli değerler yoktur. Bu matrisler her problem için tahminen ve filtreyi ırsak yapmayacak şekilde ayarlanmalıdır. Süreç gürültüsü kovaryans matrisi süreçle ilgili modelin içerebileceği hatanın, ölçüm gürültüsü kovaryans matrisi ise ölçüm kaynaklı gürültünün bir göstergesidir. Filtrenin hesapladığı kestirimler x_{k+1} ve P_{k+1} bir sonraki adım için önsel bilgi olarak kullanılır. Dolayısıyla öz yinelemeli bir yapı kurulmuş olur. Filtre başlatılırken önsel bilgi için tahmini olarak başlangıç durum ve kovaryansı verilmelidir. Kalman Filtresi algoritmik olarak Şekil 1.2 ile gösterilmiştir.



Şekil 1.2. Kalman filtresi algoritması

1.3.2.2. Kalman Filtresinin Yorumu

Kalman filtresi özyinelemeli Bayes kestirimin özel bir durumudur. Varsayımsal olarak takip edilen hedefin durumuna ait önsel ve sonsal olasılıklar normal dağılımlıdır.

Matematiksel olarak normal dağılımlı bir olasılık dağılımı birinci ve ikinci momentler olan beklenen değer ve varyans ile ifade edilebilir. Dolayısıyla Kalman filtresi giriş olarak ölçüm; durumun önsel olasılığını ifade eden başlangıç durumu ve başlangıç kovaryansını alır. Çıkış olarak sonsal olasılığı hesaplar. Dolayısıyla sonuç yine durum ve kovaryans olarak alınır.

Kalman filtresi kestirim yaparken bir matematiksel model kullanmaktadır. Filtre denklem (22) ile verildiği gibi her zaman adımı için kullandığı model yardımıyla hedefin durumuna ait bir tahmin yapmaktadır. Filtre ayrıca denklem (26) ile gösterildiği gibi ölçüm için de bir tahmin yapmaktadır. Yapılan bu ölçüm tahmini ve alınan ölçüm arasındaki fark filtre kazancıyla ağırlıklandırılarak durum tahmini üzerine eklenmektedir. Bu ağırlıklandırma filtreye hem matematiksel modelden elde edilen bilgiyi hem de ölçümden alınan bilgiyi kullanma fırsatı vermektedir.

Denklemler (25), (26) ve (27) incelendiğinde filtrenin tahminlerine yapay gürültüler eklediği görülmektedir. Bu gürültülerden kovaryans matrisi Q ile verilen gürültü süreç gürültüsünü ifade etmektedir. Bu gürültü matematiksel olarak modellenen hedefe ait belirsizlikleri içermektedir. Bu gürültü seviyesinin yükselmesi modele duyulan güvenin azalmasına ve filtrenin ölçümleri daha yüksek bir ağırlıkla kullanmasına neden olacaktır. Kovaryansı R ile verilen ölçüm gürültüsü ise aynı mantıkla ölçümle ilgili belirsizlikleri modele katmak üzere kullanılmaktadır.

Filtrenin kullandığı matematiksel modeller hedef takibi için Newton kinematik denklemleri kullanılarak elde edilebilir. Filtre tüm kestirimi aslında bu modeller üzerinden yapmaktadır. Örneğin sadece konum verisi olarak alınan ölçümler düşünüldüğünde filtre bu ölçümlerden hedefe ait hız ve ivme gibi özellikleri bu modeller sayesinde kestirebilmektedir. Hedef takibinde en çok kullanılan modellerden bazıları sabit hız modeli, sabit ivme modeli ve koordineli dönüş modelidir.

Kalman filtresinde süreç gürültü kovaryansı Q ve ölçüm gürültüsü kovaryansı R parametrelerinin nasıl seçileceği belirsizdir. Bu konuda literatürde kesin bir yöntem önerilmemiştir. Çünkü bu parametrelerin belirli bir değeri yoktur. Bu parametrelerin her problem için problemin ve ölçümlerin doğasına göre farklı şekilde ayarlanmaları gerekmektedir. Kalman filtresi her adımında önsel bir olasılığa ihtiyaç duyduğundan filtrenin başlatılması bir problem oluşturmaktadır.

Filtrenin başlatılmasından kastedilen başlangıç durumu ve başlangıç kovaryansının ilk değerlerinin nasıl seçileceğidir. Bu değerler rastgele olarak seçilebilir, fakat filtrenin

nasıl başlatıldığı kestirimin performansı için çok önemlidir. Filtrenin kısa sürede gerçek değerlere yakınsaması doğrudan başlatılmasıyla ilgili olduğundan pratik uygulamalarda başlatma önem kazanmaktadır. Örneğin rastgele olarak başlatılan bir filtrenin gerçek değerlere yakınsaması uzun süre alacak ve filtrenin toplam başarısını düşürecektir. Bu problemler ilerleyen bölümlerde detaylıca incelenecektir.

1.3.3. Genişletilmiş Kalman Filtresi

Kalman Filtresi türetilirken hedefe ait modelin doğrusal olması varsayımı kabul edilmiştir. Bu tezde kullanılan SI ve SH modelleri doğrusal oldukları için kestirim Kalman Filtresi ile sorunsuz olarak yapılmaktadır. Kullanılan KD modeli ise doğrusal değildir. Dolayısıyla KD modeli kullanıldığında kestirim Kalman Filtresi ile yapılamamaktadır.

Bu noktada Kalman Filtresini doğrusal olmayan sistemlerde de kullanabilmek için Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF) önerilmiştir [3, 4]. GKF türetilirken doğrusal olmayan modelde Taylor serisi açılımından yararlanarak doğrusallaştırma yapılmaktadır. Daha sonra kestirim normal Kalman Filtresi gibi yapılmaktadır.

Denklemler (12) ve (13) ile verilen sistem modeli doğrusal olmayan herhangi bir sistem için denklemler (33) ve (34) ile verildiği gibi genelleştirilebilir.

$$x_{k+1} = f(x_k) + v_k \quad (33)$$

$$y_k = h(x_k) + w_k \quad (34)$$

Doğrusal olmayan sistem dinamiği güncel zaman adımıdaki kestirim $\hat{x}_{k|k}$ noktasında Taylor serisi olarak açıldığında ve yüksek dereceli terimler ihmal edildiğinde denklem (35) elde edilmektedir. Denklemden hesaplanan Jacobian matrisi J_k ile gösterilmiştir.

$$x_{k+1} = f(\hat{x}_{k|k}) + J_k(x_k - \hat{x}_{k|k}) + v_k \quad (35)$$

KD modelinde ölçüm dinamikleri doğrusal olduğundan h fonksiyonu için Taylor serisi açılımı yapılmamıştır. Dolayısıyla KD modeli için GKF kullanılırken sadece denklemler (22) ve (25) ile verilen durum ve kovaryans tahmin aşamaları değişmektedir. GKF için tahmin aşamaları denklemler (36) ve (37) ile verilmiştir.

$$\hat{x}_{k+1|k} = f(\hat{x}_{k|k}) \quad (36)$$

$$P_{k+1|k} = J_k P_{k|k} J_k^T + Q \quad (37)$$

1.3.4. Hedef Takibinde Genel Bir Sınıflandırma

Hedef takibi sürekli aynı biçimde hareket eden tek bir hedef ve o hedefe ait tek bir ölçüm olduğu durumlarda doğrudan bir kestirim problemidir, fakat birden fazla hedefin bulunduğu veya hedeflerin manevralı olarak hareket ettiği durumlarda kestirim doğrudan yapılamamaktadır. Böyle durumlarda hedef takibi yapabilmek için farklı çözümlere ihtiyaç duyulmaktadır.

Hedef takibi için hedeflerin hareketleri bakımından ve hedeflerin sayıları bakımından genel bir sınıflandırma yapılabilir. Bu sınıflandırma hareketler bakımından manevralı ve manevrasız hedef takibi, hedeflerin sayıları bakımından da tekli ve çoklu hedef takibi olarak yapılabilir.

Her hedef takibi problemi kendine özgü bir çözüm gerektirmektedir. Çözüm için önerilen yöntemler problemin durumuna göre kendi aralarında uygun bir şekilde birleştirilerek yeni yöntemler elde edilebilir. Örneğin bir manevralı hedef takip yöntemi ile çoklu hedef takibi yöntemi birleştirilerek çoklu-manevralı hedef takibi yapılabilir. Ayrıca tam bir hedef takip uygulaması geliştirmek için birleştirilen bu yöntemlerin algoritmalarına bazı aşamalarda müdahale ederek iz yönetimi yöntemleri de eklenebilmektedir. Tezin ilerleyen bölümlerinde önce manevralı hedef takibi ve daha sonra çoklu hedef takibi incelenecektir.

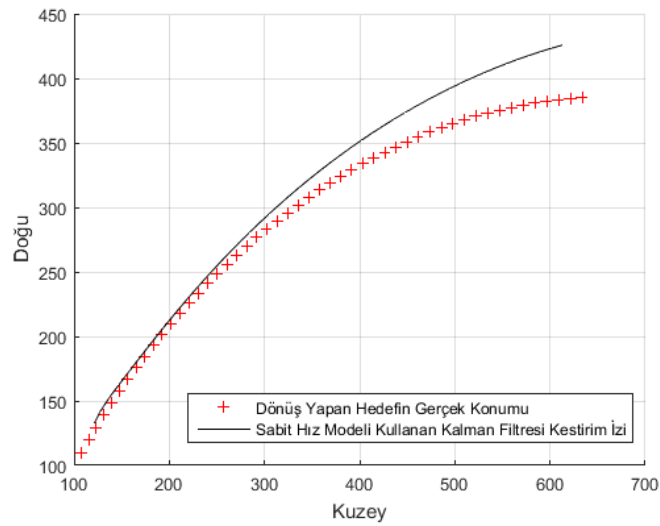
1.3.5. Manevralı Hedeflerin Takibi

Manevra hedefin hareket biçimindeki bir değişikliktir. Hedefin tek bir biçimde yani manevrasız olarak hareket ettiği durumlarda takip edilen hedefin hareketi tek bir matematiksel model ile ifade edilebilir. Örneğin hedef sabit hızla hareket ediyor olabilir veya dönüş yapıyor olabilir. Böyle durumlarda zaten Kalman filtresi gibi bir izleyici tek bir matematiksel model üzerinden bu hedefi takip edebilir.

Manevralı hareket durumunda ise hedef hareket biçimini değiştirmektedir. Örneğin sabit hızla doğrusal olarak hareket ederken aniden dönüş gerçekleştirmeye başlayabilir veya doğrusal olarak sabit hızla giderken hızlanmaya başlayabilir. Böyle durumlarda

Kalman filtresi gibi tek bir matematiksel model üzerinden tahmin yapan bir kestiricinin kullandığı matematiksel model hedefin gerçek hareketiyle uyuşmayacaktır. Literatürde bu duruma model uyumsuzluğu problemi denilmektedir ve manevralı hedef takibi ile aynı anlamda kullanılmaktadır. Model uyumsuzluğunda takibe devam edilirse çok büyük kestirim hatalarıyla karşılaşılacaktır.

Örneğin sabit hızla ilerleyen bir hedef için sabit hız modeli kullanan bir Kalman filtresiyle hedef takibi yapılabilir. Eğer bu hedef aniden dönüş yapmaya başlarsa kestirim yapan Kalman filtresi sabit hız modeli kullanmaya devam edeceğinden model uyumsuzluğu oluşacak ve kestirimde hata oluşacaktır. Kestirim bu şekilde devam ederse hata gittikçe büyüyecektir. Örnekteki model uyumsuzluğu Şekil 1.3 ile gösterilmiştir.



Şekil 1.3. Model uyumsuzluğunda Kalman filtresi

Manevralı hedef takibi için iki temel yaklaşım bulunmaktadır. Bu yaklaşımlardan ilki manevralı takip problemini manevrayı algılayan ve telafi eden uyarlanabilir filtreler kullanılarak çözmektedir. Bu filtrelerde tek bir matematiksel model üzerinden hedef takibi yapılırken manevra fazladan bir süreç gürültüsü olarak ele alınmaktadır. İkinci yaklaşım çoklu modeller yaklaşımı olarak anılmaktadır. Bu yaklaşımda ise birden çok hareket biçimine ait matematiksel modeller aynı anda değerlendirilmektedir ve paralel olarak kestirim yapılmaktadır. Bu bölümde bu iki yaklaşım sırasıyla verilecektir.

1.3.5.1. Uyarlanabilir Filtre Yaklaşımı

Kalman filtresinin kullandığı modelin hedefin kullandığı model ile uyuşmadığı durumlarda filtrenin sonuçları istatistiksel olarak tutarsızlaşmaktadır. Literatürde bu probleme ıraksama (divergence) denilmektedir [6]. Kalman filtresinde kullanılan modeldeki hata arttıkça filtrenin kazancı küçülmekte ve ölçümlerden gelen bilgi daha az kullanılmaktadır. Bu durum kestirimdeki hatanın sürekli büyümesine yol açmaktadır.

Uyarlanabilir filtre yaklaşımı manevranın algılanması ve telafi edilmesi üzerine kuruludur. Dolayısıyla önce manevranın algılanması gerekmektedir. Kalman filtresinde durum kestirimi denklem (30) ile verildiği gibi yapılmaktadır. Bu denklemde filtrenin kazancı K ile çarpılan farka yenilik denilmektedir. Denklemden de görülebileceği üzere yenilik ölçüm ile modelden tahmin edilen ölçüm arasındaki farktır. Eğer ölçüm ve model tahmini arasındaki fark çok büyükse bir model uyuşmazlığı olduğu söylenebilir. Dolayısıyla yenilik manevrayı algılamada kullanılabilir. Yenilik kullanılarak manevrayı algılamak amacıyla normalize yenilik karesi (NYK) tanımlanmıştır [34]. NYK denklem (38) ile verilmiştir ve herhangi bir zaman adımı k için $\epsilon_v(k)$ ile gösterilmektedir.

$$\epsilon_v(k) = (y_k - \hat{y}_{k|k-1})^T (S_k)^{-1} (y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (38)$$

Manevrayı algılamak için NYK ile karşılaştırmak üzere eşik değerleri gerekmektedir. Kalman filtresi için kabul edilen varsayımlara göre olasılıklar normal dağılımlıdır. Dolayısıyla bunlardan elde edilen NYK gibi bir karesel ifade Chi-Kare dağılım göstermelidir [34]. Dağılımın Chi-Kare olduğu biliniyorsa eşik değerleri belirli bir güven düzeyi için iki taraflı hipotez testi kullanılarak hesaplanabilir. Hipotez testi belirli bir kuyruk olasılığı için yapılmaktadır. Kuyruk olasılığı μ_E ile gösterilmek üzere alt ve üst eşik değerleri (39) ve (40) ile verilen denklemler kullanılarak hesaplanabilir.

$$P\{\epsilon_v(k) < \epsilon_{min}\} = 1 - \mu_E \quad (39)$$

$$P\{\epsilon_v(k) > \epsilon_{max}\} = \mu_E \quad (40)$$

Eğer NYK eşik değerleri arasında değilse manevra algılanmıştır. Bu durumda süreç gürültüsü bir mekanizma yardımıyla artırılıp veya azaltılmalıdır. Bu uyarlanma işlemi sürekli değişen bir çarpan yardımıyla yapılabilir. Bunun yanı sıra gürültü seviyesi ayrık

değerler arasından da seçilebilir. Yöntemi uygulamak oldukça basittir. Dolayısıyla filtreye işlemsel olarak çok fazla yük getirmemektedir. Fakat bu yöntem önce manevrayı algılayıp daha sonra filtreyi uyarlayarak telafi etmeye çalıştığı için gecikmeler yaşanmaktadır. Filtrenin uyarlanması zaman aldığı için kestirimin gerçek değerlere yaklaşması zaman alacaktır. Ayrıca filtrenin istatistiksel olarak tutarlı olması için gürültü seviyesinin belirli değerler arasında olması gerekmektedir. Manevrayı telafi etmek için kullanılacak aşırı seviyede bir gürültü kestirim sonuçlarını kötü yönde etkileyebilmektedir.

1.3.5.2. Çoklu Modeller Yaklaşımı

Uyarlanabilir yöntemlerden farklı olarak çoklu modeller yöntemi hatayı telafi etmeye çalışmamaktadır. Bu yaklaşımda farklı modeller aynı anda kullanılarak ayrı ayrı kestirimler hesaplanmakta ve olasılıksal olarak birleştirilmektedir. Dolayısıyla filtrenin bir adımında olası modellerin tümü değerlendirilmektedir. Sonuç olarak her model için elde edilen kestirimler modellerin olasılıkları ağırlığında karıştırılmaktadır. Çoklu model yaklaşımları arasında en çok kullanılan ve en etkili yöntem Etkileşimli Çoklu Modeller (EÇM) yöntemidir.

EÇM yönteminde birden çok matematiksel modelin arasındaki geçiş mekanizması için atlamalı Markov doğrusal sistemler modeli kullanılmaktadır. Bu modelde hedefin olası hareketleri için tüm hareket biçimleri modellenir. Bu modellerin arasındaki geçişler olasılıklar kullanılarak ifade edilir. Bu mekanizmayı matematiksel olarak ifade etmek için geçiş olasılıkları bir matriste toplanarak gösterilir. Bu matrise Geçiş Olasılıkları Matrisi (GOM) denilmektedir. Bu matris Π ile gösterilmektedir. Hedef takibinde hedef hareketleri daha önceden bilinmediği için bu matrisin değerlerini kesin olarak saptamak mümkün değildir. EÇM yöntemi için bu değerler tahmini olarak ayarlanmaktadır. Yapılan çalışmalar EÇM yönteminin GOM değerlerine karşı hassas olmadığını göstermektedir [35].

Bar-Shalom tarafından düzenlenen EÇM algoritması takip eden denklemlerle verilmiştir [34]. EÇM yönteminde giriş olarak modellere ait durum vektörleri ve kovaryansları ile her modelin olasılığını gösteren bir model olasılık vektörü kullanılır. EÇM algoritmasında ilk olarak her modele ait başlangıç durumları ve kovaryansları karıştırılarak her model için karışık başlangıç durum ve kovaryansları elde edilir. Bu karışımı yapabilmek için karışım olasılıklarını hesaplamak gerekmektedir.

Karışım olasılıkları model olasılık vektörü M ve model sayısı r ile gösterilmek üzere denklem (41) ile verildiği gibi hesaplanır. Denklemdeki normalizasyon sabiti $\bar{c}_j$ denklem (42) ile verilmiştir. M vektörü elemanları her bir modelin olasılıklarını gösteren bir vektördür. Bu vektör ilk zaman adımı için rastgele belirlenir. Daha sonra EÇM yöntemi vektörün değerlerini gelen ölçümlere göre her adımda günceller.

$$\mu_{i|j} = \frac{1}{\bar{c}_j} \pi_{ij} M_i \quad (41)$$

$$\bar{c}_j = \sum_{i=1}^r \pi_{ij} M_i \quad i, j = 1, \dots, r \quad (42)$$

Bulunan bu karışım olasılıkları ile karışımlar her model için denklemler (43) ve (44) ile gösterildiği gibi hesaplanır. Denklemlerde modellerin başlangıç durumları ve kovaryansları sırasıyla $\hat{x}^i$ ve P^i ile gösterilmiştir.

$$\hat{x}^{0j} = \sum_{i=1}^r \hat{x}^i \mu_{ij} \quad (43)$$

$$P^{0j} = \sum_{i=1}^r \mu_{ij} \left\{ P^i + [\hat{x}^i - \hat{x}^{0j}][\hat{x}^i - \hat{x}^{0j}]^T \right\} \quad (44)$$

Daha sonra her model için karışık durumlar ve kovaryanslar kullanılarak kestirim yapılır. Model olasılık vektörünün yeni değerini hesaplamak için model olabirlikleri (likelihood) yenilik ve yenilik kovaryansı kullanılarak denklem (45) ile verildiği gibi hesaplanır.

$$\Lambda_j(k) = N(y^j - \hat{x}^{0j}, S^j) \quad (45)$$

Denklemde verilen N operatörü çok değişkenli normal dağılım yoğunluk fonksiyonunu ifade etmektedir. Modeller için kestirim sonrası yeni model olasılık vektörü denklemler (46) ve (47) kullanılarak güncellenir.

$$M_i(k) = \frac{1}{c} \Lambda_j(k) \bar{c}_j \quad (46)$$

$$c = \sum_{j=1}^r \Lambda_j(k) \bar{c}_j \quad (47)$$

Tüm olasılık değerleri hesaplandıktan sonra toplamları bir yapacak şekilde normalize edilmektedir. Normalizasyon sabitleri $\bar{c}_j$ ve c bu amaçla kullanılmaktadır. Son olarak modeller için bulunan kestirimler güncel olasılıklar yardımıyla karıştırılır ve genel kestirim denklemler (48) ve (49) ile elde edilir.

$$\hat{x} = \sum_{j=1}^r \hat{x}^j M_j \quad (48)$$

$$P = \sum_{j=1}^r M_j \left\{ P^j + [\hat{x}^j - \hat{x}][\hat{x}^j - \hat{x}]^T \right\} \quad (49)$$

Genel kestirim sadece çıkış amaçlı hesaplanmaktadır. Algoritmanın her adımı sonucunda her model için ayrı ayrı hesaplanan durumlar ve kovaryanslar bir sonraki adım için ilgili modellerde başlangıç durumu ve kovaryansı olarak kullanılmaktadır.

1.3.6. Çoklu Hedef Takibi

Hedeflerin sayısının birden çok olduğu durumlarda çoklu hedef takibinden söz edilir. Gerçek hedef takip problemlerinde durum genellikle böyledir. Çoklu hedeflerin bulunduğu durumlarda kestirim yine Kalman Filtresi kullanılarak yapılmaktadır. Böyle bir durumda birden çok hedef için bir zaman adımında birden fazla ölçüm alınmaktadır. Dolayısıyla bu ölçümlerin ilgili hedeflere atanması, izlerin oluşturulması, güncellenmesi ve bitirilmesi gerekmektedir.

Birden çok ölçümün bulunduğu durumlarda hedeflerin durumlarını hangi ölçümü kullanarak güncelleyeceği sorusu veri ilişkilendirme problemini oluşturmaktadır. Buna ek olarak bazı durumlarda ölçüm sayısı hedef sayısından az veya fazla olabilmektedir. Herhangi bir zaman adımında ölçümlerin sayısının hedeflerin sayısından fazla olması yansıma kaynaklı parazit ölçümlerin (clutter) varlığına işaret eder. Ölçümlerin sayısının hedeflerden az olması ise algılayıcının bazı ölçümleri kaçırmasıyla oluşmaktadır. Bu durumlar için de veri ilişkilendirme gerekmektedir. Dolayısıyla veri ilişkilendirme sadece

çoklu hedefler için değil parazit ve kaçırılan ölçümlerin bulunduğu tekli ve çoklu hedef izleme senaryolarında da gereklidir.

Veri ilişkilendirme gereken senaryolarda izlerin otomatik olarak yönetilmesi gerekmektedir. Örneğin bir ölçümün parazit bir ölçüm mü, yoksa gözlem alanında yeni beliren bir hedef mi olduğunun anlaşılması, yeni izlerin başlatılması ve hareketi biten izlerin silinmesi gibi işlemler için bir iz yönetimi mekanizması gerekmektedir.

Takip eden iki bölümde sırasıyla veri ilişkilendirme ve iz yönetimi konuları açıklanacaktır. Parazit ve kaçırılan ölçümler ise Hedef Takibinde Uygulama Sorunları bölümünde incelenecektir.

1.3.7. Veri İlişkilendirme

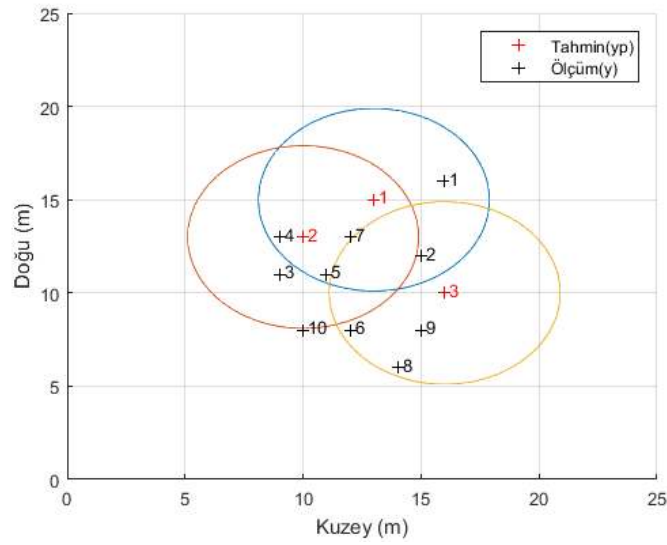
Veri ilişkilendirme sadece hedef takibi alanına özgü bir konu değildir. Makine öğrenmesi, örüntü tanıma ve veri madenciliği gibi birçok alanda kullanılan bir yöntemler topluluğudur. Veri ilişkilendirmede farklı yaklaşımlar farklı yöntemler doğurmaktadır. Hedef takibinde kullanılmak üzere Bayes temelli ve Bayes temelli olmayan yaklaşımlar önerilmiştir.

Bayes temelli olmayan yaklaşımlardan en yakın komşu mantığına dayanan Standart En Yakın Komşu (SEYK) yöntemi uygulaması en basit yöntemlerden biridir. Aynı yöntem çoklu hedef takibi için Global En Yakın Komşu (GEYK) yöntemi olarak uyarlanmıştır. Bu iki yöntem matematiksel olarak basit olmalarına rağmen bazı problemlerde düşük performans göstermektedirler. Veri ilişkilendirme için önerilen ve Bayes temeline dayanan yöntemlerden en popülerleri Olasılıksal Veri İlişkilendirme (OVİ) yöntemidir. Çoklu hedef takibine uyarlanmış hali Birleşik Olasılıksal Veri İlişkilendirme (BOVİ) yöntemidir. Bu yöntemler daha karmaşıktır ve daha kesin sonuçlar vermektedir. Bu yöntemler ve uygulamaları takip eden alt bölümlerde incelenecektir.

1.3.7.1. Ölçümlerin Seçilmesi: Kapılar

Birden çok ölçümün bulunduğu durumlarda veri ilişkilendirme için her hedefin her ölçümle değerlendirilmesi büyük bir işlem yükü getirir ve mantıken de gereksizdir. Dolayısıyla her hedef için sadece yakın çevresindeki ölçümleri değerlendirmek yeterli

olacaktır. Bu amaçla kullanılan araçlara kapı denilmektedir. Kapılar merkez hedef olmak üzere belirli bir istatistiksel uzaklıktaki tüm ölçümleri seçen mekanizmalardır. Hedef takibinde genellikle elips şekilli kapılar kullanılır. Elips şekilli kapılama yapmak için daha önce denklem (38) ile verilen NYK kullanılmaktadır [36]. Kapılama yapılırken Kalman filtresinin tahminleri kullanılmaktadır. Her ölçüm için hesaplanan yenilik ve hedefe ait yenilik kovaryansı kullanılarak NYK hesaplanır. Her ölçüm için hesaplanan NYK bir eşik değeriyle karşılaştırılır. Bu eşik değerine kapı eşiği denilmektedir. NYK'nın Chi-Kare dağılım gösterdiği bilindiğine göre kapı eşiğinin değeri belirli bir kapılama olasılığı ve serbestlik derecesi için Chi-Kare kümülatif dağılım fonksiyonunun tersi alınarak bulunabilir. Kullanılan serbestlik derecesi ölçüm vektörünün boyutuna eşittir [34]. Kapılama olasılığı için ise çalışmalarda genellikle 0.90, 0.95 ve 0.99 gibi değerler seçilmektedir. Kapılama her hedef ve her ölçüm için hesaplandığından sonuç olarak kapı kararlarını içeren bir matris elde edilmektedir. Bu tez için kapı kararları matrisi satırları ölçümleri ve sütunları da hedefleri gösterecek şekilde kullanılmıştır. Kapıları göstermek üzere örnek olarak hazırlanan bir senaryo Şekil 1.4 ile verilmiştir.



Şekil 1.4. Elips kapılar ve ölçümler örneği

Şekil 1.4 ile verilen senaryoya ait hesaplanan kapı karar matrisi G denklem (50) ile verilmiştir. Bu senaryoda kapılama olasılığı $PD = 0.95$ olarak seçilmiştir.

$$G = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (50)$$

Ölçümler iki boyutlu kuzey ve doğu konumları olarak alınmıştır. Dolayısıyla ölçüm vektörü iki boyutludur ve Chi-Kare dağılımın serbestlik derecesi 2 olarak alınmalıdır. Bu senaryo için kapı eşik değeri 5.9915 olarak hesaplanmaktadır.

1.3.7.2. Standart En Yakın Komşu Filtresi

Tek hedef takibi durumunda kullanılan ve en yakın komşu mantığı üzerine kurulan bu filtre yapı olarak en basit ve uygulaması en kolay filtredir. Yansıma parazitinden dolayı birden çok ölçümün ve tek bir hedefin izlendiği durumlarda kullanılabilecek bir veri ilişkilendirme yöntemidir.

Bu filtre ilişkilendirmeyi hedefin kapısı içerisinde düşen ölçümlerden hedefe en yakın olanı seçerek gerçekleştirmektedir. Matematiksel olarak ölçümlerin hedefe olan uzaklığını belirlemek gerekmektedir. Bu amaçla daha önce tanımlanan ve istatistiksel bir uzaklık göstergesi olan NYK bir ölçü olarak kullanılabilir. Filtre matematiksel olarak denklem (51) ile verilmiştir.

$$i = \arg \min_{1 \leq i \leq S_K} (y_k^i - \hat{y}_{k|k-1})^T S_{k|k-1}^{-1} (y_k^i - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (51)$$

Denklemden Kalman Filtresi ile yapılan tahmin $\hat{y}_{k|k-1}$, yenilik kovaryansı $S_{k|k-1}$ ve kapı içerisine düşen ölçümlerin her biri y_k^i ile gösterilmiştir. Filtre en küçük NYK değerini veren ölçümün indisi olan i değerini bulmaktadır. Daha sonra kestirim Kalman Filtresi ve indisi i olan ölçüm kullanılarak normal bir şekilde yapılmaktadır.

1.3.7.3. Global En Yakın Komşu Filtresi

Global en yakın komşu filtresi standart en yakın komşu filtresinin çoklu hedefler için uyarlanmış halidir. Bu filtrede amaç tüm hedefler için hedeflere en yakın ölçümleri seçmektir. GEYK filtresi optimizasyon literatüründeki K-boyutlu bir atama problemi gibi düşünülebilir [17]. Atama problemine verilebilecek klasik bir örnek belirli işçileri belirli işlere en düşük maliyetle atamaktır. Bu atama yapılırken her işçinin her iş için maliyetleri bir matris şeklinde yazılmakta ve toplam maliyeti minimum yapan çözüm aranmaktadır.

Atama problemini çözmek için kurulan matrise atama matrisi veya maliyet matrisi denilmektedir. Hedef takibi için bu matriste tüm hedefler ve ölçümler arasındaki ilişkiler yazılmalıdır. Matris kurulduktan sonra atama probleminin maliyetleri en küçük yapacak çözümü hedef ve ölçüm ilişkilendirmelerini verecektir. Hedef takibinde maliyet olarak her bir ilişkilendirmenin olasılığı kullanılabilir. Hedef takibinde ilişkilendirmelere hipotez de denilmektedir. Hipotez olasılıklarını hesaplamak için kullanılan teorem denklem (52) ile verilmiştir [37].

$$P(\theta_k | Y_{0:k}) \propto \beta_{FA}^{mk^{FA}} \beta_{NT}^{mk^{NT}} \left[\prod_{J \in J_D} \frac{P_D^J p_{k|k-1}^J(y_k^{\theta_k^{-1}(J)})}{1 - P_D^J P_G^J} \right] \quad (52)$$

Teoremdaki ifadeler ve karşılıkları Tablo 1.1 olarak verilmiştir. Denklem (52) her iki tarafın logaritması alınarak denklem (53)'e dönüştürülmüştür.

$$\log P(\theta_k | Y_{0:k}) \propto mk^{FA} \log \beta_{FA} + mk^{NT} \log \beta_{NT} + \sum_{J \in J_D} \log \frac{P_D^J p_{k|k-1}^J(y_k^{\theta_k^{-1}(J)})}{1 - P_D^J P_G^J} \quad (53)$$

Denklem (53) incelendiğinde hipotez olasılığının sırasıyla yanlış alarm olma olasılığı, yeni hedef olma olasılığı ve ölçümün hedef kaynaklı olması ihtimallerinin toplamından oluştuğu görülür. Ölçüm yanlış alarm veya yeni hedef olması durumunda geçici olarak birkaç zaman adımı daha takip edilecektir. Dolayısıyla bu olasılıkları birleştirmek kolaylık sağlayacaktır.

Tablo 1.1. Teoremdeki ifadeler ve anlamları

θ_k	Ölçümlerle ilgili hipotez	$\theta_k^{-1}(j)$	Hedefe atanan ölçüm indisi	mk^{FA}	Yanlış alarm sayısı
$Y_{0:k}$	Güncel ölçümleri içeren küme	P_D^j	Algılama Olasılığı	mk^{NT}	Yeni hedef sayısı
$p_{k k-1}^j$	j. ölçüm için tahmin edilen ölçüm yoğunluğu	P_G^j	Kapılama Olasılığı	J_D	Algılanmış hedef indisleri
β_{FA}	Yanlış alarm yoğunluğu	β_{NT}	Yeni hedef yoğunluğu		

Atama matrisi satırları ölçüm sayısı olan, sütunları ise hedef sayısı ve ölçüm sayısının toplamı kadar olan bir matris olarak kurulabilir. Kurulacak atama matrisi A olarak isimlendirilmiştir ve yan yana iki bölüm gibi düşünülebilir. İlk bölüm satırları ölçümlerin, sütunları ise hedeflerin sayısı kadar olan bölümdür. Kapı karar matrisi G ile aynı boyutlardadır. Bu bölüm ölçümlerle hedefler arasındaki ilişkilendirme olasılıklarını logaritmik olarak göstermektedir. Bu matrisin elemanları denklem (54) ile verilen şartlı fonksiyon kullanılarak hesaplanabilir.

$$A_{ij} = \begin{cases} \log \frac{P_D^j p_{k|k-1}^j (y_k^{\theta_k^{-1}(j)})}{1 - P_D^j P_G^j}, & G_{ij} = 1 \\ -\infty, & G_{ij} = 0 \end{cases} \quad (54)$$

İkinci bölüm ise elemanları yanlış alarm ve yeni hedef oranlarının toplamı olan bir köşegen matristir. Ölçümlerin hedef dışı bir durumdan kaynaklanma olasılığının logaritması β_D denklem (55) ile verildiği gibi hesaplanabilir.

$$\beta_D = \log (\beta_{FA} + \beta_{NT}) \quad (55)$$

Şekil 1.4 ile verilen örnek senaryo için oluşturulan örnek atama matrisi Şekil 1.5 ile gösterilmiştir. Şekilde nokta ile gösterilen kısımlara negatif sonsuz değerini temsilen -10^{10} gibi çok küçük bir sayı yazılabilir.

	H_1	H_2	H_3	D_1	D_2	D_3	D_4	D_5	D_6	D_7	D_8	D_9	D_{10}
O_1	P_{11}	.	.	β_D	.	.	.	.	.	.	.	.	.
O_2	P_{21}	.	P_{23}	.	β_D	.	.	.	.	.	.	.	.
O_3	.	P_{32}	.	.	.	β_D	.	.	.	.	.	.	.
O_4	P_{41}	P_{42}	.	.	.	.	β_D	.	.	.	.	.	.
O_5	P_{51}	P_{52}	.	.	.	.	.	β_D	.	.	.	.	.
O_6	.	.	P_{63}	.	.	.	.	.	β_D	.	.	.	.
O_7	P_{71}	P_{72}	.	.	.	.	.	.	.	β_D	.	.	.
O_8	.	.	P_{83}	.	.	.	.	.	.	.	β_D	.	.
O_9	.	.	P_{93}	.	.	.	.	.	.	.	.	β_D	.
O_{10}	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	β_D

Şekil 1.5. GEYK Yöntemi Atama matrisi

Atama matrisi oluşturulduktan sonra atama problemi literatürdeki herhangi bir çözüm yöntemiyle çözülebilir. Doğrusal atama problemi çözülerek global minimumların bulunması ve atamaların yapılması sağlanır.

Çözüm olarak en popüler algoritmalarından olan Macar algoritması, Auction algoritması veya Munkres algoritması kullanılabilir. Auction algoritmasının hedef takibine uyarlanmış bir versiyonu Bar-Sahlom tarafından sunulmuştur ve bu çalışmada kullanılmıştır [20].

1.3.7.4. Olasılıksal Veri İlişkilendirme Filtresi

Olasılıksal Veri İlişkilendirme (OVİ) filtresi Bar-Sahlom tarafından tek hedef ve birden çok ölçümün olduğu durumlar için önerilmiştir [23]. OVİ filtresinin çoklu hedef takibine uyarlanmış versiyonu ise Birleşik Olasılıksal Veri İlişkilendirme (BOVİ) filtresi olarak adlandırılmaktadır [24]. Bu filtreler veri ilişkilendirme problemine daha ayrıntılı ve dolayısıyla daha karmaşık bir çözüm sunmaktadır. OVİ ve BOVİ filtreleri en yakın komşu temelli yaklaşımlardan farklı olarak kapı içerisindeki tüm ölçümleri değerlendirip bu ölçümlerden eşdeğer bir ölçüm üretmeye çalışmaktadır.

OVİ filtresinde geçmiş tek bir hipotezle belirlenebilir [17]. Filtre hipotezler üzerinden çalıştığından ilişkilendirmeye ait iki hipotez kurulabilir. Veri ilişkilendirmeye ait sıfır hipotezi ve karşı hipotez sırasıyla denklemler (56) ve (57) ile verilmiştir.

$$H_0 = \{\text{Kapı içerisindeki tüm ölçümler parazit kaynaklıdır}\} \quad (56)$$

$$H_i = \{\text{Sadece } y_k^i \text{ ölçümü hedef kaynaklıdır}\} \quad (57)$$

Daha sonra toplam olasılık teoremi kullanılarak k zamanı için hedefin durumuna ait olasılık yoğunluğu denklem (58) ile verildiği gibi bulunabilir [17]. Denklemden x_k hedefin durumunu, $Y_{0:k}$ k zamanına kadar alınan ölçümleri ve m_k ölçüm sayısını göstermektedir.

$$P(x_k|Y_{0:k}) = \sum_{i=0}^{m_k} P(x_k|H_i, Y_{0:k})P(H_i|Y_{0:k}) \quad (58)$$

Denklem (58)'den görülebileceği üzere durum tüm ölçümler için ayrı ayrı bir ilişkilendirme olasılığı ile çarpılarak toplam şeklinde bulunacaktır. Dolayısıyla Kalman filtresinde kapı içerisine düşen her ölçüm için kestirimler ayrı ayrı hesaplanacaktır. Bu kestirimler denklem (59) ile verildiği gibi hesaplanabilir.

$$\hat{x}_{k|k}^i = \begin{cases} \hat{x}_{k|k-1}^i, & i = 0 \\ \hat{x}_{k|k-1}^i + K(y^i - y_{k|k-1}), & i > 0 \end{cases} \quad (59)$$

Sonra her bir kestirim ilişkilendirme olasılığı ile çarpılarak ağırlıklandırılacaktır. Olasılığı düşük olan ilişkilendirmelerde ağırlık çok düşük olacağından ölçümün etkisi çok küçük olacaktır. Bu yöntemle tüm ölçümlerin içerdiği bilginin değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Genel kestirim denklem (60) kullanılarak elde edilebilir.

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{i=0}^{m_k} \mu_k^i \hat{x}_{k|k}^i \quad (60)$$

Denklem (60) incelendiğinde ölçümleri gösteren y^i haricindeki tüm ifadelerin sabit olduğu görülmektedir. Buradan hareketle sadece aynı mantıkla eşdeğer bir ölçüm hesaplanıp tek bir güncelleme yapılabilir. Kalman filtresi için eşdeğer ölçüm ve kestirim sonucu hesaplanacak eşdeğer hata kovaryansı sırasıyla denklemler (61) ve (62) ile verildiği gibi hesaplanabilir.

$$y_k^{es} = \mu_k^0 \hat{y}_{k|k-1} + \sum_{i=1}^{m_k} \mu_k^i y_k^i \quad (61)$$

$$P_k^{es} = \sum_{i=0}^{m_k} \mu_k^i P_k^i + \sum_{i=0}^{m_k} \mu_k^i (\hat{x}_{k|k}^i - \hat{x}_{k|k}) (\hat{x}_{k|k}^i - \hat{x}_{k|k})^T \quad (62)$$

Hesaplamalarda kullanılan ve μ_k^i ile gösterilen ilişkilendirme olasılıkları denklem (63) ile verildiği gibi hesaplanır.

$$\mu_k^i = \begin{cases} (1 - P_D P_G) \beta_{FA}, & i = 0 \\ P_D p_{k|k-1}(y_k^i), & i > 0 \end{cases} \quad (63)$$

Olasılığın genel tanımı gereği toplam olasılık bir olacağından hesaplanan bu olasılıklar toplamalarına bölünerek denklem (64) ile verildiği gibi normalize edilmelidir.

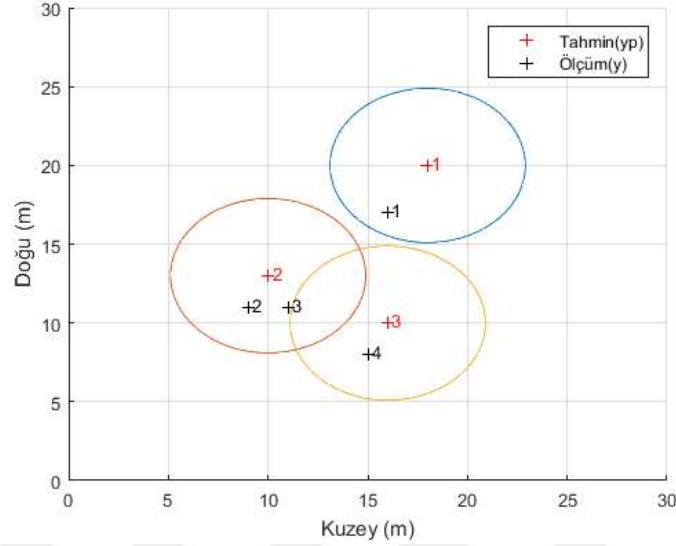
$$\mu_k^i = \frac{\mu_k^i}{\sum \mu_k^i} \quad (64)$$

1.3.7.5. Birleşik Olasılıksal Veri İlişkilendirme Filtresi

Birleşik Olasılıksal Veri İlişkilendirme (BOVİ) filtresinde ilişkilendirme için tüm hedefler ve ölçümler global olarak değerlendirilmelidir. Bunun için tüm ölçümler ve tüm hedeflerin değerlendirilmesi düşünülebilir. Fakat böylesi bir değerlendirme kombinasyonların sayısı üstel olarak artacağından işlem yükü açısından büyük sorunlara yol açacaktır. Dolayısıyla hedefler kapı kararları ile kümelenecek alt gruplara bölünürler. Bu gruplara küme (cluster) denilmektedir. Kümeler ölçümlerin paylaşıldığı durumlarda birden fazla hedef ve ölçüm içerirler. Örneğin Şekil 1.4 ile verilen senaryo için 10 numaralı ölçüm haricindeki tüm ölçüm ve hedefler bir küme oluşturmaktadır. 10 numaralı ölçüm ise kendi kümesini oluşturmaktadır ve bu senaryo için parazit ölçüm kaynaklı yanlış bir alarm veya yeni bir hedefe ait ölçüm gibi değerlendirilecektir.

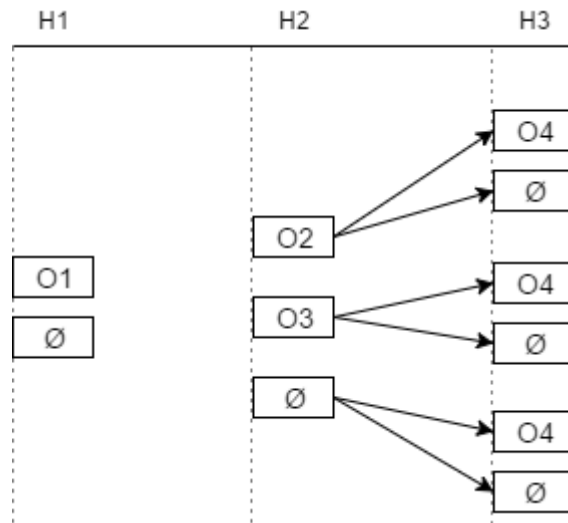
BOVİ yöntemi OVİ yönteminin uyarlanmış bir biçimi olduğundan hesaplamalar OVİ yöntemiyle aynıdır. Olasılıkların hesaplanması her grup için ayrı ayrı yapılmaktadır. Birden fazla hedef bulunduğu için tüm kombinasyonlara ait hesaplamalar olasılık ağaçları kullanılarak yapılmaktadır.

İlişkileri olasılık ağaçlarıyla ifade etmek makine öğrenmesi ve sınıflandırma alanlarında da oldukça popüler bir yöntemdir [38]. Örnek olarak 3 hedef ve 4 ölçümden oluşan bir senaryo Şekil 1.6 ile verilmiştir.



Şekil 1.6. BOVİ örnek senaryo

Şekil 1.6'dan görülebileceği gibi bu senaryoda iki küme oluşmaktadır. $Hedef_1$ ve $Ölçüm_1$ birinci kümeyi oluşturmaktadır. $Hedef_2$, $Hedef_3$, $Ölçüm_2$, $Ölçüm_3$ ve $Ölçüm_4$ ise ikinci kümeyi oluşturmaktadır. BOVİ yönteminde olasılıkların kümeleme sonucunda ayrı ayrı hesaplanması sonucu değiştirmemektedir [39]. Dolayısıyla her küme için oluşturulan olasılık ağacı Şekil 1.7 ile verilmiştir.



Şekil 1.7. BOVİ senaryosu olasılık ağacı

Olasılık ağacından görülebileceği gibi bu örnek senaryo için iki küme vardır. Birinci küme için Ölçüm_1 Hedef_1 'e ait ölçüm olabilir veya yanlış alarm yani parazit kaynaklı olabilir değerlendirmesi yapılabilir. Hedef_2 ve Hedef_3 'ten oluşan ikinci kümede ise oklarla gösterilen ilişkilendirmeler mümkündür. Örneğin Ölçüm_2 Hedef_2 kaynaklı olabilir ve Ölçüm_3 yanlış alarm olabilir. Bir başka olasılık ise Ölçüm_3 Hedef_2 kaynaklı olabilir ve Ölçüm_4 Hedef_3 kaynaklı olabilir.

BOVİ yönteminde tüm bu olasılıklar her küme için tüm kombinasyonları içerecek şekilde denklem (63) kullanılarak hesaplanır. Bulunan tüm olasılıklar her küme için normalize edilmelidir. Daha sonra bu olasılıklar kullanılarak ilişkilendirilen hedefler ve ölçümler için OVİ gibi eş ölçümler hesaplanır ve kestirim yapılır.

1.3.8. İz Yönetimi

Çoklu hedef takibinde takip edilen hedeflere ait izlerin yönetilmesi gerekmektedir. Ölçümlerden izleri başlatmak, her izi ilişkilendirilen ölçümle uygun şekilde güncellemek ve ölçüm almayan izlerin silinmesi gibi işler iz yönetimi sayesinde otomatik olarak gerçekleşmektedir. Bu bölümde kural tabanlı M/N iz yönetimi açıklanacaktır. Tez kapsamında yapılan çalışmalarda kaskat bağlanmış 2/2 & 2/3 iz yönetimi yöntemi kullanılmıştır [36].

M/N mantığında her iz için bir mantıksal durum tanımlanmıştır. Bu durum denklem (65) ile gösterildiği gibi dört boyutlu bir vektördür. İz durumu x_{iz} olarak isimlendirilmiştir.

$$x_{iz} = [1 \quad 1 \quad 0 \quad 1] \quad (65)$$

M/N mantığında izler geçici iz, onaylı iz veya silinecek iz durumlarından birine sahip olabilir. İz durumunun birinci elemanı izin cinsini belirtmektedir. Silinecek iz, geçici iz ve onaylı iz sırasıyla 0, 1 ve 2 olarak tanımlanmıştır. Geçici izler ilişkilendirilemeyen ölçümlerden başlatılırlar. Onaylı izler geçici izlerin mantıksal kuralları sağladıktan sonra yükseldikleri durumdur. Bu izler sürekli ölçüm alan ve takip edilen hedefe ait izlerdir. İz durumunun ikinci elemanı izin aldığı ölçüm sayısını göstermektedir. Üçüncü elemanı izin kaçırdığı ölçüm sayısını göstermektedir. Dördüncü eleman ise izin yaşı, yani geçici iz başlatıldıktan sonra geçen zaman adımı sayısıdır.

İz yönetimi ölçümlerin alınmasıyla başlar. Algılayıcıdan alınan her ölçüm ya bir hedefle ilişkilendirilir ve hedefin izini günceller yada geçici bir iz başlatır. Dolayısıyla hedef takip sistemi başladığında alınan ilk ölçümlerin tümünden geçici izler oluşturulmaktadır. Kaskat bağlanmış 2/2 & 2/3 yöntemi için bir geçici iz ilk 2 taramada kapısı içinde 2 ölçüm düşerse ve takip eden 3 taramada kapısı içinde en az 2 ölçüm düşerse onaylanır aksi halde silinir.

Kaskat bağlı genel bir $M1/N1$ & $M2/N2$ iz yönetimi için kural tabanlı örnek bir algoritma Şekil 1.8 ile verilmiştir.

```

if  $x_{iz}(4) \leq N1$ 
  if  $x_{iz}(3) > 0$ 
     $x_{iz}(1) = 0$ ; % sil
  end
else
  if  $x_{iz}(3) > (N2 - M2)$ 
     $x_{iz}(1) = 0$ ; % sil
  elseif  $x_{iz}(2) > (N1 + M2)$ 
     $x_{iz}(1) = 2$ ; % onayla
  end
end

```

Şekil 1.8. Kaskat bağlı M/N Algoritması

İzlerin bu şekilde yönetimi çok etkili sonuçlar vermesine rağmen gecikmeler yaşanmaktadır. Örneğin 2/2 & 2/3 iz yönetiminde geçici bir izin onaylanması beş zaman adımı sürecektir. Bu yöntemde geçici izler onaylanana kadar kestirim yapılmamaktadır. İzler onaylandıktan sonra veri ilişkilendirme yöntemleri kullanılarak ilgili iz ve ölçüm ilişkilendirilmektedir.

1.4. Hedef Takibinde Uygulama Sorunları

Teoride kullanılan Bayes temelli yaklaşımlar genellikle ağır varsayımlar altında türetilmiştir. Bu yaklaşımlar kullanılarak optimal veya sub-optimal hedef takip yöntemleri önerilmiştir. Fakat bu varsayımların gerçek hayatta her zaman karşılanması mümkün değildir. Dolayısıyla yöntemlerin gerçek hedef takibi problemlerine uygulandığında çeşitli sorunlarla karşılaşması zaten beklenilmektedir.

Hedef takibi uygulamaları hedeflerle ilgili bilgiyi ölçümlerden çıkarmaktadır. Dolayısıyla ölçümlere dayalı bu uygulamalarda karşılaşılan en önemli problemler ölçümlerdeki belirsizlikten kaynaklanmaktadır. Bunun dışında kabul edilen matematiksel varsayımlardan kaynaklanan sorunlara da rastlanmaktadır. Bu tezde hedef takibi için kestirici olarak kullanılan Kalman filtresinde, Bayes temelli ve Bayes temelli olmayan ilişkilendirme yöntemleri ve M/N iz yönetimi uygulanırken oluşabilecek çeşitli sorunlar, kaçırılan ölçümler, parazit ölçümler, izlerde birleşme sorunu ve gecikmeli gelen ölçümler durumlarında hedef takibi incelenecektir. Bu bölümde bu sorunlardan bazılarına ilişkin açıklamalar yer almaktadır.

1.4.1. Kalman Filtresinde Tutarlılık

Uzay araçlarının dünya atmosferine girişlerinin ve yörüngelerinin izlendiği çalışmalarda Kalman filtresiyle yapılan kestirim sonucunda kestirim hatalarının kuramsal olarak tahmin edilen hatalarla uyuşmadığı bildirilmiştir [40, 41]. Bu durum literatürde filtrenin ıraksaklığı (divergence) veya filtrenin tutarsızlığı (consistency) olarak adlandırılmaktadır. Bu tutarsızlık filtre zaman adımlarında ilerledikçe hata kovaryansının çok küçük değerlerde hesaplanması sonucunda oluşmaktadır [42]. Kovaryansın çok küçük olması filtrenin kazancının küçülmesi yani modele daha fazla güvenmesi anlamına gelmektedir. Filtre bu durumda ölçümlerdeki bilgiyi çok daha az kullanmaktadır. Dolayısıyla filtrenin neredeyse tamamen model üzerinden gerçekleştirdiği kestirim ölçümlerden uzaklaşarak ıraksamaya neden olmaktadır.

Kalman filtresinde tutarlılık Bar-Shalom tarafından tartışılmıştır ve pratik olarak hesaplanması için bir yöntem önerilmiştir [34]. Kalman filtresinden beklenen varsayımlara uymasındır. Dolayısıyla tutarlılık filtrenin sonucunun bu varsayımları karşılayıp karşılamadığına bakılarak görülebilir. Kestirim hatası hedefe ait gerçek durum ve kestirim sonucunda bulunan durum arasındaki farktır ve denklem (23) ile verilmiştir. Varsayımlardan dolayı bu hatanın sıfır ortalama ve kestirim sonucunda elde edilen kovaryansa eşit bir kovaryansa sahip olması beklenmektedir. Bu şartlar denklemler (66) ve (67) ile verilmiştir.

$$E[\tilde{x}_{k|k}] = 0 \quad (66)$$

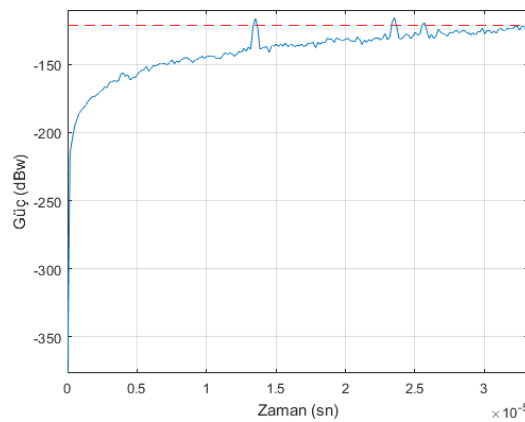
$$E[(\tilde{x}_{k|k})(\tilde{x}_{k|k})^T] = P_{k|k} \quad (67)$$

Bu iki koşul kullanılarak denklem (38) ile verilen karesel ifadeye benzer olarak normalize kestirim hatası karesi (NKHK) tanımlanabilir ve istatistiksel olarak test edilebilir. NKHK denklem (68) ile verilmiştir. Bu ifadenin Chi-Kare dağılımlı olması beklenmektedir.

$$NKHK = (\tilde{x}_{k|k})^T (P_{k|k})^{-1} (\tilde{x}_{k|k}) \quad (68)$$

1.4.2. Kaçırılan ve Yansıma Kaynaklı Parazit Ölçümler

Ölçümleri açıklamak için radardan alınan örnek bir sinyal Şekil 1.9 ile verilmiştir. Görsel MATLAB Radar Systems Design dokümantasyonundaki "Designing a Basic Monostatic Pulse Radar" örneğinden alınmıştır. Şekilde gösterilen ölçüm sinyalindeki tepeler hedefleri göstermektedir. Sinyalde gürültü bulunduğundan dolayı sinyal büyüklüğü küçük çok sayıda tepe içerebilir. Bu nedenle hedefleri belirlemek için sinyalin bir eşikle karşılaştırılması gerekmektedir. Bu eşik mekanizmasının seçimi uyarlanımlı olarak yapılsa bile gerçek ölçümlerin eşik altında bazen de yansıma kaynaklı parazitlerin eşik üstünde kaldığı durumlar görülebilir.



Şekil 1.9. Radardan alınan örnek bir sinyal

Gerçek ölçümlerin eşik altında kaldığı durumlarda ölçümlerin kaçırılması söz konusudur. Ölçümlerin kaçırılması hedeflere ait kestirilen izlerde kopmalara neden olmaktadır. Bu durum izleyiciye işlemsel olarak ek bir yük getirmektedir ve kestirim performansı düşmektedir.

Yansıma Kaynaklı Parazit ölçümler (clutter) gerçek uygulamalarda en çok karşılaşılan sorundur. Bu ölçümler gönderilen sinyalin denizden veya kuşlar gibi canlılardan yansıması sonucu oluşmaktadır. Örneğin bu parazit gerçekte bir hedef olmamasına karşın Şekil 1.9 ile verilen sinyalde eşik değerini aşan tepeler oluşturmaktadır ve var olmayan hedeflere ait ölçümler alınmaktadır. Parazit ölçümlerin var olduğu durumlarda parazit yoğunluğu istatistiksel olarak modellenmiş ve çeşitli çözümler önerilmiştir. Veri ilişkilendirme yöntemleri kullanılarak bu ölçümler belirlenmekte ve iz yönetimi sayesinde denetlenmektedir. Veri ilişkilendirme parazit ölçümlerin yoğunluğu kullanılarak yapılmaktadır. Bu yoğunluğu belirlemek için farklı yöntemler önerilmiştir.

1.4.3. İzlerin Birleşmesi Problemi

Çoklu hedef takibinde BOVİ yöntemi kullanılırken kümeleme ile hipotez sayısı azaltılmaya çalışılmaktadır. Hedeflerin birbirine çok yakın olduğu durumlarda ölçümler birden çok hedefin kapısı içine düşmeye başlamaktadır. Dolayısıyla kümeleme işlevini kaybetmektedir. Böylesi bir durumda BOVİ yöntemiyle veri ilişkilendirmeye devam etmek hipotezlerin sayısını aşırı miktarda artırmaktadır. Ayrıca ilerleyen zaman adımlarında izlerin birleştiği gözlemlenmektedir. Bu problem literatürde iz birleşmesi (coalescence) problemi olarak bilinmektedir. BOVİ yönteminde iz birleşim probleminden kaçınmak için Blom ve Bloem bir yöntem önermiştir [43]. Bu yöntem bir çözüm sunmasına karşın matematiksel olarak oldukça karmaşıktır. Bu yaklaşımın dışında olasılık ağacında düşük olasılıklı dalları budama ile kombinasyon sayısını azaltma gibi yöntemler problemin çözümü ve BOVİ algoritmasını hızlandırmak için önerilmiştir [44-46].

1.5. Hedef Takibinde Benzetim

Hedef takibi prensiplerini çalışabilmek için ilk adım ölçüm verilerinin toplanmasıdır. Hedeflere ait konum, hız, ivme gibi kinematik özelliklerin veya sinyal şiddeti, görüntü gibi

ölçümlerden bu özelliklerin çıkarılması gerekmektedir. Bu ölçümleri yapmak çoğu zaman zahmetli ve pahalı bir iştir. Ayrıca ölçümlerin nasıl yapıldığının hedef takibi yöntemlerine bir etkisi yoktur. Dolayısıyla hedef takibi üzerine akademik çalışmalar için benzetim en zahmetsiz ve en ucuz yöntem olarak görünmektedir.

Hedef dinamikleri matematiksel olarak modellendikten sonra oluşturulan sistem modeliyle benzetim yapılabilir ve hedefe ait hareket verileri üretilebilir. Ayrıca ortamdaki detayları içerecek bir çevre modeli ve bir ölçüm modeli oluşturulabilir.

Hedefe ait veri bu modelleri kullanarak işlenip ölçüm verisi haline getirilebilir. Bu yöntemle ölçümlerdeki gürültü, kaçırılan ölçümler ve parazit kaynaklı ölçümler taklit edilerek gerçekçi ölçüm verisi elde edilebilir. Buna ek olarak gerçek uygulamalarda hedefe ait gerçek konum, hız gibi özellikler bilinemez. Dolayısıyla gerçek durumla kestirim sonucundaki fark olan kestirim hatası hesaplanamaz. Fakat benzetim yoluyla hedef takip yöntemlerinin performansları araştırılabilir ve karşılaştırılabilir. Bu bölümde benzetimde veri üretmek için kullanılan sayısal integrasyon yöntemi açıklanacaktır.

1.5.1. Sayısal İntegrasyon

Benzetimle veri üretmek için kullanılacak strateji öncelikle sistemi matematiksel olarak modellemek ve durum uzay modeli şeklinde ifade etmektir. Bir sistem için durum uzay modeli x durumu, u giriş vektörünü, F durum geçiş matrisini ve G giriş matrisini göstermek üzere denklem (69) ile verildiği gibi yazılabilir.

$$\dot{x} = Fx + Gu \quad (69)$$

Bu denklem kullanılarak güncel durum ve giriş bilgisi kullanılarak durumun türevi hesaplanabilir. Durumu bulmak için hesaplanan bu türev için integral işlemi yapılması gerekir. Bu integrasyon sayısal olarak Euler'in yöntemi kullanılarak denklem (70) ile verildiği gibi hesaplanabilir. Denklemde ΔT integrasyonun zaman adımını göstermektedir.

$$x_{k+1} = x_k + \Delta T \dot{x}_k \quad (70)$$

Bu yaklaşım kullanılarak istenilen senaryolarda hedeflere ait gerçek durumlar kinematik hareket modelleri ve kontrol girişleriyle özyinelemeli olarak üretilebilir. Örneğin

sabit hızla gittiği bilinen bir aracın hareketi sayısal integrasyon kullanılarak üretilebilir. Zaman adımı değeri ΔT ne kadar küçük seçilirse gerçeğe o kadar yakın değerler alınacaktır.

Sayısal integrasyon hedef takibi uygulamalarında gerçekçi hedef verisi üretmek için kullanılabilir. Hedef takibi çalışmak için hedefin hareketlerinin yüksek kesinlikte üretilmesine gerek yoktur. Örneğin bir otomobilin hareketi için sayısal integrasyon kaynaklı konum hatasının 5 cm olmasının bir önemi yoktur.

1.6. Hedef Takibi Yöntemlerinin Değerlendirilmesi

Hedef takibinde kullanılan yöntemlerin değerlendirilmesi için karşılaştırma yapılacak bir ölçüye ihtiyaç vardır. Bir anlamda filtrenin performansını gösteren kestirim hatası bu amaçla kullanılabilir. Filtrelerin kestirim hatası $\tilde{x}$ gerçek değerler ile kestirim sonucunda bulunan değerlerin arasındaki fark olarak düşünülebilir. Hatanın hesaplanması denklem (23) ile verilmiştir. Bu bölümde hatanın değerlendirilmesi için farklı yöntemler ve karşılaştırma yapılabilmesine olanak sağlayan bir eşik değeri olan alt sınır açıklanacaktır.

1.6.1. Ortalama Hata Hesaplama Yöntemleri

Kestirim işleminin toplam hatasını hesaplamak için farklı yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemler arasında bir karşılaştırma Li tarafından yapılmıştır [47].

Bu tezde toplam hatayı hesaplamak için üç farklı yöntem incelenmiştir.

İlk yöntem Ortalama Öklidyen Hata (OÖH) yöntemidir. Bu yöntemde kestirim ve gerçek durum arasındaki fark öklidyen uzaklıklar olarak hesaplanmaktadır. Elde edilen sonuç kestirimler ile gerçek veri arasındaki fiziksel ortalama hatayı vermektedir. OÖH denklem (71) ile verildiği gibi hesaplanır.

$$O\ddot{O}H = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|\tilde{x}\|_2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\tilde{x}_i^T \tilde{x}_i)^{1/2} \quad (71)$$

Bir diğer hata ölçütü Karekök Ortalama Karesel (KOK) hatadır. Literatürde en çok rastlanılan bu yöntemde hata denklem (72) ile verildiği gibi bulunur.

$$KOK = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|\tilde{x}\|_2^2 \right)^{\frac{1}{2}} = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \tilde{x}_i^T \tilde{x}_i \right)^{\frac{1}{2}} \quad (72)$$

Daha önce verilen iki hata da aritmetik olarak hesaplanmaktadır. Bu hatalar aritmetik olarak hesaplandıkları için çok büyük ve çok küçük değerlere aşırı hassastırlar.

Bu hassaslığı ortadan kaldırmak için başka bir hata değerlendirme ölçütü olarak Geometrik Ortalama Hata (GOH) önerilmiştir [47]. GOH, denklem (73) ile verildiği gibi iki aşamada hesaplanır.

$$GOH = 10^{LGOH}, \quad LGOH = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M \log_{10} \tilde{x}_i^T \tilde{x}_i \quad (73)$$

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu tezde genel olarak tekli ve çoklu hedef takibi problemleri, manevralı ve manevrasız hedefler için benzetim yoluyla incelenmiştir. Bu problemleri benzetim yoluyla incelemek için farklı hedef takip senaryoları oluşturulmuştur. Tezin amacı doğrultusunda oluşturulan bu senaryolar çeşitli uygulama problemlerini içerecek şekilde zenginleştirilmiştir. Bu senaryolardaki hedeflere ait veriyi üretmek için bazı hedefler olabildiğince gerçekçi olarak modellenmiştir. Bazı hedefler için açık kaynaklı olarak yayınlanmış ve akademik kullanıma uygun benzetim ortamları kullanılmıştır. Çevresel şartlar ve ölçüm sistemleri de modellenerek ölçüme ait gerçekçi veri benzetim yoluyla üretilmiştir. Elde edilen veri kullanılarak hedef takip prensipleri benzetimler üzerinden çalışılmış ve yöntemlerin başarısı incelenmiştir. Bu bölümde bu çalışmalar açıklanacaktır.

2.1. Hedef Takip Senaryoları

Hedef takibinde farklı durumlar için çeşitli yöntemler önerilmiştir ve yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu tezde uygulamada sorun yaratabilecek hususların incelenebileceği üç farklı senaryo oluşturulmuştur. Bu senaryolardan ilki bir kavşaktaki araç trafiğini izlemeye yöneliktir. İkinci senaryo popüler bir problem olan hava trafik kontrolünü çalışmak üzere oluşturulmuştur. Bu iki senaryo kullanılarak çoklu hedef takibi prensipleri çalışılacaktır. Ayrıca bu senaryolardaki hedeflere ait hareketler manevralar da içermektedir. Üçüncü senaryo ani ve çok sayıda manevra içeren bir savaş uçağının takibi üzerine kuruludur.

2.1.1. Kavşak Trafiği Senaryosu

Kavşak trafiği senaryosu bir çoklu hedef takibi senaryosudur. Bu senaryoda bir kavşaktaki çok sayıda aracın oluşturduğu trafik incelenmektedir. Kavşak trafik ışıklarıyla kontrol edilmektedir. Senaryoda araçlar için üç farklı hareket söz konusudur. Araçlar ışıklarda bekleyebilir, hızlanarak düz ilerleyebilir veya hızlanarak dönüş gerçekleştirebilir. Senaryo gereği araçlar birbirine çok yakındır. Dolayısıyla bu senaryo hassas hedef takibi ve iz birleşme problemlerini incelemek için uygun veriler sunmaktadır.

Bu senaryoda hafif yoğunlukla parazit ve kaçırılan ölçümler bulunmaktadır. Bu senaryo için ölçümlerin Kartezyen konum verileri şeklinde alındığı ve tüm araçların aynı olduğu varsayılmıştır.

2.1.2. Yolcu Uçağı ve Hava Meydanı Senaryosu

Bu senaryo ile hedef takibinin en çok çalışılan problemlerinden biri olan hava trafik kontrolü problemi incelenecektir. Bu senaryo bir havalimanı ve üç farklı yolcu uçağı içermektedir. Yolcu uçakları genellikle sabit hızlarla hareket ettiklerinden ve dönüşlerini belirli bir açısız oranda koordineli olarak gerçekleştirdiklerinden dolayı matematiksel olarak modellenmeleri ve kestirimleri görece daha kolaydır. Bu senaryoda ölçümler bir takip radarı ile Kartezyen koordinat sisteminde iki boyutlu konum verileri olarak alınmaktadır.

2.1.3. Savaş Uçağı Senaryosu

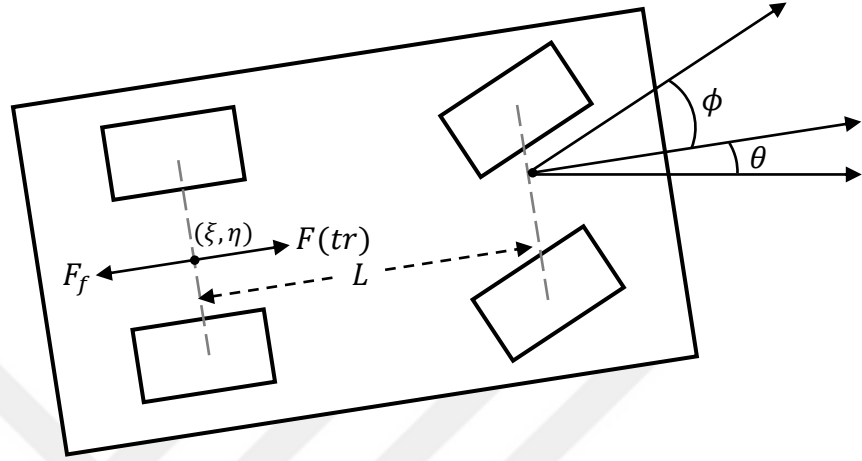
Savaş uçakları yolcu uçaklarına göre daha çeviktir. Dolayısıyla daha ani manevralar yapabilir. Böylesi ani manevralar hedeflerin takibini zorlaştıran bir etkidir. Bu senaryo çok sayıda ve ani manevralar gerçekleştiren bir savaş uçağı üzerine kurulmuştur. Bu senaryodan elde edilen verilerden yararlanılarak manevralı hedef takibi problemleri araştırılacaktır.

2.2. Hedeflerin Modellenmesi

2.2.1. Otomobil Modeli

Kavşak trafiğı senaryosu için otomobil hareketinin modellenmesi gerekmektedir. Trafik takip edilirken izleyici alınan konum ölçümlerinden yararlanarak otomobilin durumunu kestirmeye çalışacaktır. Dolayısıyla otomobilin konumunu gerçekçi bir şekilde gösterecek en basit modelin kullanılması yeterlidir. Bu tezde otomobil modeli oluşturulurken Ackermann direksiyon geometrisi olarak da bilinen 3 serbestlik dereceli bisiklet modeli kullanılmıştır. Bu model için kullanılan serbest cisim diyagramı Şekil 2.1

olarak verilmiştir. Bu model için iki boyutlu düzlemdeki konum Kartezyen olarak (ξ, η) ikilisi ile gösterilmiştir. Aracın dik olarak gördüğü açı yani baş açısı θ , direksiyon açısı ϕ ile ifade edilmiştir.



Şekil 2.1. Otomobil modeli serbest cisim diyagramı

Şekilde iki dingil arası mesafe L ile gösterilmiştir. Bu tez için bisiklet modeli itişini sağlayacak şekilde değiştirilmiştir. Aracın itişini sağlayan kuvvet F , sürtünme kaynaklı toplam kuvvet F_f , ve gaz pedalı konumu tr ile gösterilmiştir ve modele eklenmiştir.

Bu model için durum değişkenleri konumlar, hız ve baş açısı olarak seçilmiştir. Bu değişkenlerle oluşturulan dört boyutlu durum vektörü x denklem (74) verilmiştir.

$$x = [\xi \quad \eta \quad V_s \quad \theta]^T \quad (74)$$

Kontrol değişkenleri direksiyon açısı, vites konumu ve gaz pedalı konumu olarak belirlenmiştir. Kontrol vektörü denklem (75) ile verilmiştir.

$$u = [\phi \quad vts \quad tr]^T \quad (75)$$

Konumlar ve baş açısının türevleri bisiklet modeli kullanılarak denklemler (76) ve (77) ile verildiği gibi hesaplanır [48].

$$\dot{\xi} = V_s \cos \theta, \quad \dot{\eta} = V_s \sin \theta \quad (76)$$

$$\dot{\theta} = \frac{V_S}{L} \tan \phi \quad (77)$$

Durum vektörünün türevini elde edebilmek için otomobilin hızının da türevi hesaplanmalıdır. Hızın türevi aracın ivmesidir. Dolayısıyla ivme aracı etkileyen net kuvvetin araç kütlesine oranı hesaplanarak bulunabilir. Araç üstündeki net kuvvet motordan kaynaklanan itme kuvveti F_i ve toplam sürtünme kuvveti F_f arasındaki farktır.

Motor kaynaklı itme kuvveti F_i tekerin uyguladığı tork T_w ile teker yarıçapı r_w oranıdır. İtme kuvveti denklem (78) ile gösterildiği gibi hesaplanabilir.

$$F_i = \frac{T_w}{r_w} \quad (78)$$

Tekerin oluşturduğu tork motordan kaynaklanmaktadır. Fakat gerçek bir otomobil için tekerler ve motor arasında bulunan vites kutusu bu torku değiştirmektedir. Bu noktada benzetim için motor torkunun değeri gerekmektedir. Bu değer araçların güç-tork grafiklerinden elde edilebilir. Bu grafikler araç üreticileri tarafından yayınlanmaktadır. Fakat bu grafikler genellikle sadece maksimum gaz pedalı pozisyonu için yayınlanmaktadır. Bu tezde motor torku güç-tork grafiğinden alınan değerler arasında interpolasyon ile hesaplanmaktadır. Motor torku bulunduktan sonra tekerlerdeki tork denklem (79) ile verildiği gibi hesaplanabilir.

$$T_w = MotorTorku(rpm) \times VitesOranı \times SonSürüşOranı \quad (79)$$

Motor torkunu hesaplamak için kullanılan interpolasyonda motorun güncel dönüş frekansı (rpm) değerini hesaplamak gerekmektedir. Bu değer aracın hızı V kullanılarak denklem (80) ile verildiği gibi bulunabilir.

$$rpm = \frac{V_S}{r_w} \times VitesOranı \times SonSürüşOranı \times \frac{60}{2\pi} \quad (80)$$

Net kuvveti bulmak için toplam sürtünme kuvvetini hesaplamak gerekmektedir. Bu çalışma için sürtünme kuvveti rüzgardan kaynaklı aerodinamik sürtünme kuvveti ve lastiklerle yol arasındaki sürtünme kuvvetinin toplamından oluşmaktadır.

Aerodinamik ve lastik sürtünme katsayıları sırasıyla C_D ve C_F ile gösterilmek üzere sürtünme kuvvetleri denklemler (81) ve (82) kullanılarak hesaplanır.

$$F_{AERO} = \frac{C_D S \rho V_S^2}{2} \quad (81)$$

$$F_{LASTİK} = C_F m g \quad (82)$$

Bu denklemlerde aracın ön yüzey alanı S , hava yoğunluğu ρ , hız V , kütle m ve yerçekimi ivmesi g ile gösterilmiştir.

Sonuç olarak hızın türevi olan ivme net kuvvetin aracın kütlesine bölümüyle denklem (83) ile gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\dot{V}_S = \frac{F - F_{AERO} - F_{LASTİK}}{m} \quad (83)$$

2.2.2. Uçuş Benzetimi

Uçaklara ait veriyi üretmek için açık kaynak kodlu FlightGear uçuş simülatörü kullanılmıştır [49]. Gönüllüler tarafından geliştirilen bu yazılım genel kamu lisansına (GNU) sahiptir ve mühendisler, pilotlar ve akademik çevreler tarafından kullanılmaktadır. Program gerçekçi olarak modellenen uçuş dinamiklerini kullanarak gerçek ve doğru bir benzetim sunabilmektedir. FlightGear kullanan insanlar simülatörle veri alışverişinde bulunabilmekte dolayısıyla kendi projelerini geliştirebilmektedirler. FlightGear uçuş dinamiklerini kullandığı modelin verilerini istenilen bir protokolle dışa aktarmaya veya uçuş modeline dışarıdan müdahale etmeye izin vermektedir. Bu tez için uçuşa ait enlem, boylam, yükseklik, hız ve baş açısı bilgileri FlightGear dokümantasyonunda "generic protocol" olarak adlandırılan protokol yardımıyla dışarıya aktarılmıştır.

Uçuş verisi kaydetmek üzere FlightGear uçuş simülatörü için modellenen Boeing 737-300 yolcu uçağı modeli ve General Dynamics F-16 savaş uçağı modeli kullanılmıştır. Uçuş konumu olarak Trabzon havalimanı (ICAO: LTG) seçilmiştir. Hava koşulları olarak güneşli ve rüzgarın şiddetli olduğu fırtınalı havalarda benzetimler yapılmıştır.

2.3. Ölçümlerin Modellenmesi

Ölçüm verilerini üretebilmek için ölçümün etkilerini taklit edebilecek bir ölçüm sistemi modeline ihtiyaç vardır. Bu modelin ölçümdeki genel gürültüyü, kaçırılan ölçümleri ve parazit kaynaklı yanlış ölçümleri taklit edebilecek durumda olması hedef takip açısından yeterlidir. Bu çalışmada ölçümlerin bir radar tarafından yapıldığı kabul edilmiştir.

2.3.1. Gürültülerin Üretilmesi

Ölçümlerin üretilmesi için ölçüm sürecindeki gürültülerin üretilip hedef kaynaklı gerçek verilere eklenmesi gerekmektedir. Ölçümünden kaynaklı gürültülerin beyaz, normal dağılımlı ve toplanır olduğu varsayılmaktadır. Dolayısıyla alınan ölçümlerdeki menzil (range) değeri m , gerçek menzil değeri m_g ve gürültü n toplamından oluşmaktadır ve denklem (84) ile ifade edilebilir.

$$m = m_g + n \quad (84)$$

Varsayımlardan dolayı gürültünün sıfır ortalamalı olması gerekmektedir. Belirli bir sinyal gürültü oranı için menzil gürültüsüne ait standart sapma denklem (85) kullanılarak hesaplanabilir [50]. Denklemde ışık hızı c , radar darbe genişliği τ ve sinyal gürültü oranı S/N ile gösterilmiştir.

$$\sigma = \frac{c\tau}{2\sqrt{2}} \frac{1}{\sqrt{S/N}} \quad (85)$$

Menzil dışında açı ölçümünden kaynaklanan gürültünün de modellenmesi gerekmektedir. Bu amaçla üretilen normal dağılımlı gürültü gerçek açı değerine eklenmektedir. Bu işlem denklem (86) ile ifade edilmiştir.

$$\beta = \bar{\beta} + n_\beta \quad (86)$$

Açısal gürültünün sadece termal gürültüden kaynaklandığı varsayılmaktadır. Bu

gürültünün standart sapması denklem (87) ile verildiği gibi bulunur.

$$\sigma_\beta = \sigma_{thermal} \quad (87)$$

Termal gürültüye ait standart sapma denklem (88) ile verildiği gibi hesaplanır [50]. Denklemde yarı güç demet genişliği $\theta_{1/2}$ olarak gösterilmiştir.

$$\sigma_{thermal} = \frac{\theta_{1/2}}{1.89\sqrt{2}} \frac{1}{\sqrt{S/N}} \quad (88)$$

2.3.2. Kaçırılan Ölçümler

Radardan alınan sinyalden hedefler belirlenirken alınan sinyal gücü üzerinden bir eşik değeri ile karşılaştırma yapılır. Bu nedenle bazı hedefler var olmasına rağmen çeşitli nedenlerden dolayı bu eşiğin altında kalmaktadır. Böyle bir durumda kaçırılan ölçümlerden bahsedilir. Bu tezde bazı senaryolarda kaçırılan ölçümlerin bulunduğu varsayılmıştır. Bu ölçümleri modellemek için ölçümlerin görülme sıklığının düzgün dağılımlı olduğu varsayılmıştır.

Kaçırılan ölçümler içeren senaryolarda öncelikle tüm ölçümler üretilmektedir. Daha sonra kaçırılan ölçümleri belirlemek için her ölçüme ait düzgün dağılımlı rastgele bir değer üretilmektedir. Üretilen bu değer düzgün dağılımlı olarak örneklendiği için ölçümün kaçırılma olasılığı gibi düşünülebilir. Son olarak her ölçüm için üretilen bu rastgele değer bir eşik değeri olan algılama olasılığı P_D değeri ile karşılaştırılarak ölçümün kaçırılıp kaçırılmadığına karar verilebilir. Eğer olasılık değeri eşik değerinden büyükse ilgili ölçümün kaçırıldığı varsayılmaktadır ve ölçüm silinmektedir. Matematiksel olarak her ölçüm için eşitsizlik (89) ile verilen şart kontrol edilir ve şartı sağlayan ölçümün kaçırıldığı varsayılır. O ölçüm ilgili zaman adımıdaki ölçümler kümesinden silinir.

$$U(0,1) > P_D \quad (89)$$

Eşitsizlik (89) ile verilen U operatörü düzgün dağılımdan örnekler üreten bir fonksiyondur. Bu örnekler çeşitli programlama dillerinde 0 – 1 aralığında rastgele sayı üreten fonksiyonlar kullanılarak üretilir.

Örneğin MATLAB üzerindeki *rand* fonksiyonu bu aralıkla düzgün dağılımlı örnekler üretmektedir.

2.3.3. Parazit Ölçümlerin Modellenmesi

Parazit ölçümler yansıma kaynaklı ve gerçekte olmayan ölçümlerdir. Bu ölçümler radar sinyalinde istemeden yapılan yanlış yorumlardan kaynaklanmaktadır. Literatürde bu tür ölçümler yanlış alarm olarak da adlandırılmaktadır. Bu tezde herhangi bir taramadaki parazit ölçümlerin sayısının Poisson dağılım gösterdiği varsayılmıştır. Dolayısıyla parazit ölçümleri üretmek için öncelikle bu ölçümlerin sayısını belirlemek gerekmektedir. Buradan hareketle yanlış alarm oranı β_{FA} ve belirli bir hacim V için yanlış alarm sayısının m_k olma olasılığı Poisson dağılım formülü kullanılarak denklem (90) ile verildiği gibi yazılabilir [51].

$$P_{FA}(m_k) = \frac{(\beta_{FA}V)^{m_k} \exp(-\beta_{FA}V)}{m_k!} \quad (90)$$

Benzetimde her tarama için parazit ölçümlerin sayısı ortalaması $\beta_{FA}V$ olan Poisson dağılımlı rastgele bir sayı olarak üretilerek bulunabilir. Bu sayı belirlendikten sonra ölçümler üretilebilir. Bu tez için parazit ölçümlerin alanı V ile verilen bir bölge içerisinde herhangi bir yerde bulunma olasılığının eşit olduğu varsayılmıştır. Bu varsayımdan dolayı ölçümleri üretmek için düzgün dağılım kullanılabilir. Herhangi bir taramada m_k adet parazit ölçümün her biri için bir rastgele sayı kullanılarak ölçümler üretilebilir. Öncelikle düzgün dağılımlı rastgele bir sayı olan r üretilmelidir. Bu sayı denklem (89) ile verilen operatör ile üretilebilir. Belirlenen düzgün dağılımlı rastgele sayı r kullanılarak bir bölge V içerisinde noktalar tespit edilebilir. Böylece ölçümler belirlenecek noktalarda rastgele üretilmiş olacaktır. Örnek olarak her iki boyutta ∓ 500 m ile sınırlı bir gözlem alanı için ölçümlerin iki boyutlu konum verileri x, y olarak alındığı varsayılmıştır. Ölçümleri bu bölgede konumlandırmak için ∓ 1 arasında rastgele bir ağırlık ρ denklem (91) ile gösterildiği gibi üretilebilir.

$$\rho = 2r - 1 \quad (91)$$

Daha sonra m_k adet ölçümün her biri için rastgele konumlar her işlem için farklı bir ρ değeri hesaplanarak denklem (92) ile verildiği gibi üretilebilir.

$$x = 500\rho, \quad y = 500\rho \quad (92)$$

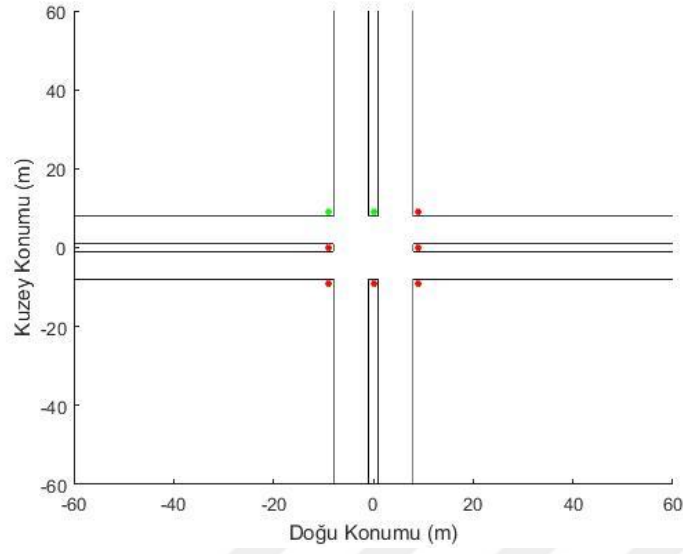
2.4. Verilerin Üretilmesi

Hedef takibinde kullanılacak verinin üretimi için öncelikle hedef kaynaklı veri dinamik modeller yardımıyla üretilmiştir. Bu veriler ilgili senaryolarda otomobil modeli veya FlightGear uçuş simülatörü kullanılarak üretilmiştir. Üretilen bu veriler hedefin hareketine ait gerçek veriler olarak kabul edilmiştir. Ölçüm verileri radardan alınan iki boyutlu konum verileri olarak kabul edilmiştir. Bu veriler hedefe ait gerçek hareket verisinin konum bilgileri alınarak üretilmektedir. Ölçüm verisini üretmek için ölçümden kaynaklı gürültü, kaçırılan ölçümler veya parazit ölçümler gibi etkiler modellenerek hedef kaynaklı gerçek konum verisine eklenmektedir. Farklı senaryolar için ölçüm verilerinin üretiminin detayları takip eden bölümlerde verilmiştir.

2.4.1. Hayali Kavşak

Kavşak modelinde araç konumunu göstermek için iki boyutlu Kartezyen düzlem kullanılmıştır. Bu benzetim için gözlem alanı iki boyutta da ∓ 60 m olacak şekilde sınırlandırılmıştır. Toplam kavşak alanı 14400 m^2 olarak sınırlandırılmıştır. Modellenen kavşak Şekil 2.2 ile gösterilmiştir.

Kavşaktaki her yol her biri 3.5m genişliğe sahip iki şeritten oluşmaktadır. Yollarda gidiş ve geliş şeritlerini 2m genişliğindeki refüjler ayırmaktadır. Kavşaktaki trafik lambaları yeşil ışık grubu 35 saniye arayla saat yönünün tersine doğru ilerleyecek şekilde modellenmiştir. Kavşaktaki tüm otomobiller için Ford Focus ST 2016 otomobiline ait gerçek veriler kullanılmıştır. Araca ait gerçek teknik veri Tablo 2.1 olarak verilmiştir [52]. Araca ait vites oranları bilgisi Tablo 2.2 olarak verilmiştir [52].



Şekil 2.2. Kavşak Modeli

Tablo 2.1. Ford Focus ST 2016 Teknik Veri

Özellik	Bilgi
Motor	2.0-lt Turbocharged EcoBoost I-4 (181KW)
Boş Ağırlık	1461.92 kg
Dingil Mesafesi	2.64 m
C_D	0.35
C_F	0.002

Tablo 2.2. Ford Focus ST 2016 Vites Oranları

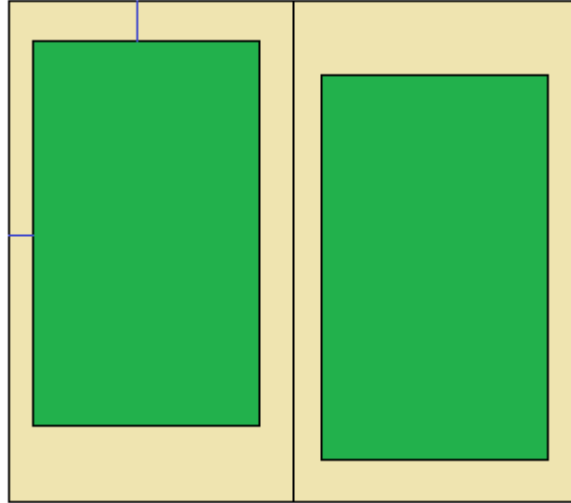
Vites	Oran	Vites	Oran
1.	3.23:1	5.	1.12:1
2.	1.95:1	6.	0.94:1
3.	1.32:1	Geri	3.34:1
4.	1.02:1	Son Sürüş	4.06:1

Ford Focus ST 2016 modelinde kullanılan Turbocharged EcoBoost I-4 motor verisi Tablo 2.3 olarak verilmiştir [53].

Tablo 2.3. EcoBoost I-4 Motor Verisi

RPM	Tork (Nm)	RPM	Tork (Nm)
0	180.0	3500	345.5
1000	280.0	4000	345.6
2000	304.7	4500	343.5
2500	398.8	5000	332.0
3000	348.1	5500	314.8

Araçların kavşak modelinde konumlandırılması rastgeledir. Kavşak modelinde her araç için şerit genişliği olan 3.5m ve 5m uzunluklarında dikdörtgen şeklinde bir alan tahsis edilmektedir. Araç bu alan içerisinde sınırlardan taşmayacak şekilde rastgele yerleştirilmektedir. Örnek bir yerleştirme Şekil 2.3 ile gösterilmiştir. Rastgele yerleştirme aracın ön uç noktası ve dikdörtgen arasında en az 30 cm ve dikdörtgen alan ve araç kenarları arasında en az 10cm boşluk bırakılacak şekilde yapılmaktadır.

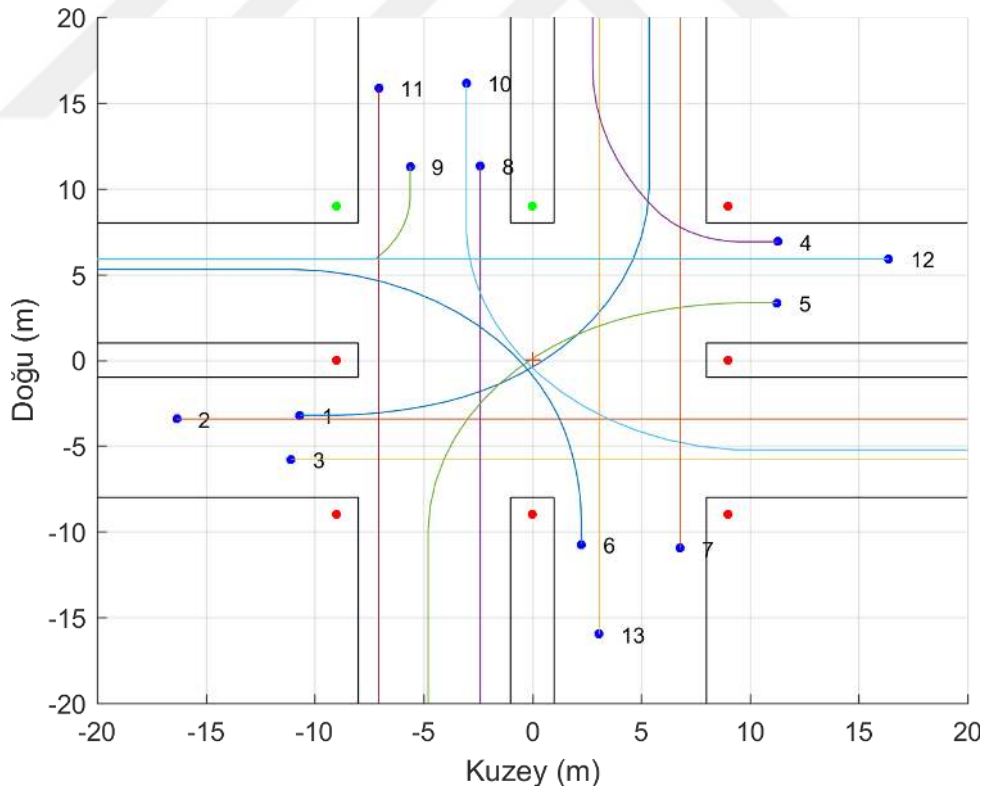


Şekil 2.3. Araçların kavşakta konumlandırılması

Kavşaktaki araçlar için üç farklı hareket durumu modellenmiştir. Araçlar trafik ışıklarında bekleyebilir veya hızlanarak düz gidebilir. Son olarak araçlar hızlanarak sağa veya sola dönebilir.

Benzetimde tüm hızlanan araçlar için gaz pedalı pozisyonu %50 yani $tr = 0.5$ olacak şekilde konumlandırılmıştır. Hızlanan araçlar için vites pozisyonu ilk üç saniye birinci vites, devamındaki dört saniye boyunca ikinci vites, geri kalan sürede ise üçüncü vites olacak şekilde ayarlanmıştır.

Düz olarak ilerleyen araçlar için direksiyon açısı 0 rad olarak ayarlanmıştır. Araçlar baş açılarını değiştirmeden ilerlemektedirler. Dönüş yapan araçlar için direksiyon açısı kendi sağına kısa dönüşlerde 0.45 rad , sola uzun dönüşlerde 0.145 rad olacak şekilde sabit olarak ayarlanmıştır. Benzetim için araçlar baş açıları dönüş yönündeki tam açı oluncaya kadar dönüş gerçekleştirmekte daha sonra direksiyon açıları sıfırlanmaktadır. Örneğin baş açısı 0° olan bir araç sola dönmek istediğinde baş açısı 90° oluncaya kadar 0.145 rad direksiyon açısıyla dönüş gerçekleştirmektedir. Modellenen kavşak ve araçlara ait durağan bir görünüm Şekil 2.4 ile gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Kavşak trafiğinde araç hareketleri

2.4.2. Trabzon Havalimanı Hava Trafiği

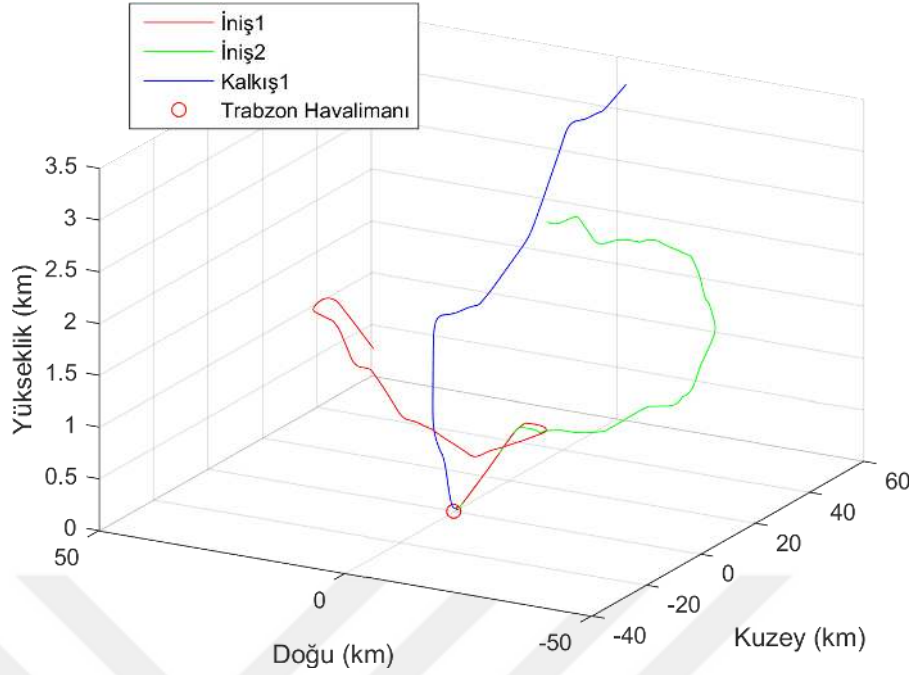
Uçuşlara ait veriyi üretmek için FlightGear uçuş simülatörü bünyesindeki Boeing 777-300 yolcu uçağı modeli kullanılmıştır. Hedef takip problemini incelemek üzere üç farklı uçuş gerçekleştirilmiştir. Bu uçuşlar için konum olarak Trabzon havalimanı seçilmiştir.

Trabzon havalimanında bir adet pist bulunmaktadır. Havalimanındaki bu pist kalkış veya iniş yönüne göre 11 veya 29 olarak isimlendirilmektedir. Bu isimlendirme pist istikametinin derece cinsinden yaklaşık değeridir ve doğal olarak aralarında 180° fark vardır. Trabzon havalimanında uçakların otomatik olarak pisti hizalamalarına ve alçalmalarına yardım eden aletli iniş sistemi (ILS) donanımı sadece 11 yönü için mevcuttur. Dolayısıyla bu senaryolardaki inişlerin tümü bu otomatik sistem kullanılarak 11 pisti için gerçekleştirilmiştir. Uçak 29 yönünde konumlandırıldığında havalimanının uçuş simülatöründen alınan bir görüntüsü Şekil 2.5 olarak verilmiştir.



Şekil 2.5. Trabzon Havalimanı Görüntüsü

Gerçekleştirilen üç uçuştan ilki havalimanından kalkış, diğerleri iniş senaryosudur. İlk senaryoya göre bir uçak havalimanından Şekil 2.5 ile gösterildiği gibi 29 yönünde kalmakta ve yükselerek dönüşler yapmaktadır. Diğer iniş senaryolarında 11 pisti için otomatik inişler gerçekleştirilmiştir. Simülatörden uçağın durumuna ait enlem, boylam, yükseklik, hız ve baş açısı verisi alınmaktadır. Bu bilgiler kullanılarak hedeflere ait gerçek veri ile üst üste çizilen uçuş yörüngeleri Şekil 2.6 ile gösterilmiştir.

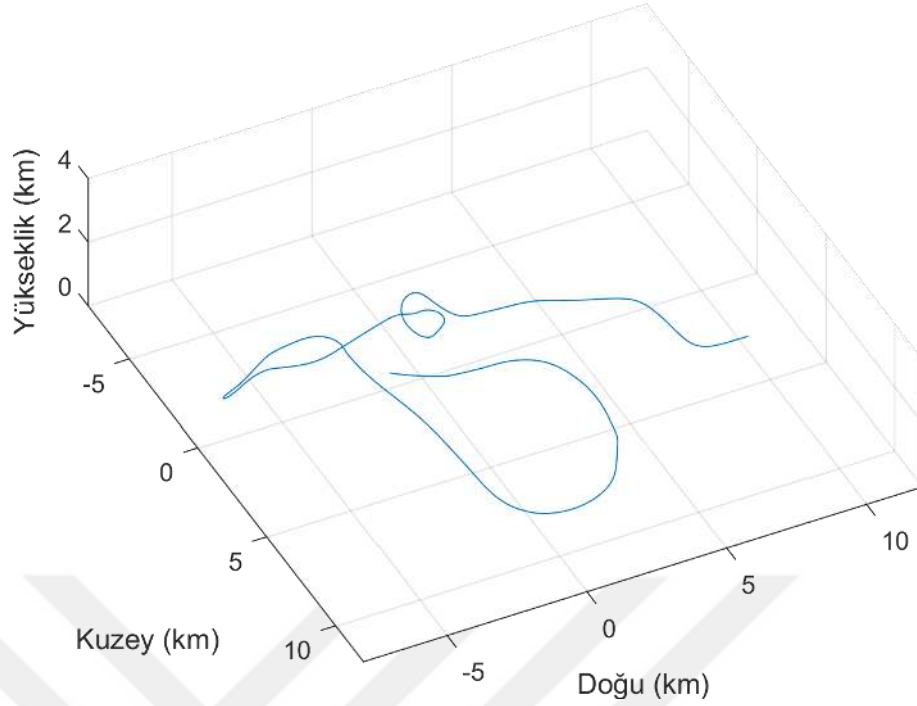


Şekil 2.6. Trabzon havalimanı hava trafik kontrol senaryosu

2.4.3. Savaş Uçağı Manevraları

Hedef takibinde manevralı hareket problemlerini incelemek üzere FlightGear uçuş simülatöründeki yüksek manevra kabiliyetine sahip General Dynamics F-16 savaş uçağı modeli kullanılarak çeşitli manevralar denenmiş ve kaydedilmiştir. Kaydedilen verideki manevralar için gerçek taktiksel manevralardan esinlenilmiştir. Literatürdeki ismini Çinli ünlü bir pilot olan Yo-Yo Noritake'den alan high yo-yo manevrası, rolling scissors ve defensive spiral isimli manevralardan esinlenilerek rastgele manevralar içeren bir senaryo kaydedilmiştir [54].

Bu senaryodaki manevralar ani ve beklenmedik dönüşler içermektedir. Ayrıca uçuş boyunca ani hızlanıp yavaşlamalar, yükseliş ve alçalışlar yapılmıştır. Bu senaryo ani ve sert manevralar içeren durumlarda manevralı hedef takibi yöntemlerinin performanslarını araştırmak amacıyla kurulmuştur. Böylesi durumlardan hedefin hareketlerini önceden kestirmek normalden daha zor olduğundan doğru bir şekilde kestirim yapmak daha da zorlaşmaktadır. Örneğin bir yolcu uçağının hareketinin sabit hız, sabit ivme ve koordineli dönüş hareketlerinden oluşması beklenir ve modeller ona göre tasarlanır. Bu senaryoda üretilen manevralı uçuş yörüngesi Şekil 2.7 ile gösterilmiştir.



Şekil 2.7. F16 modeli savaş manevraları

2.5. Hedef Takip Benzetimi

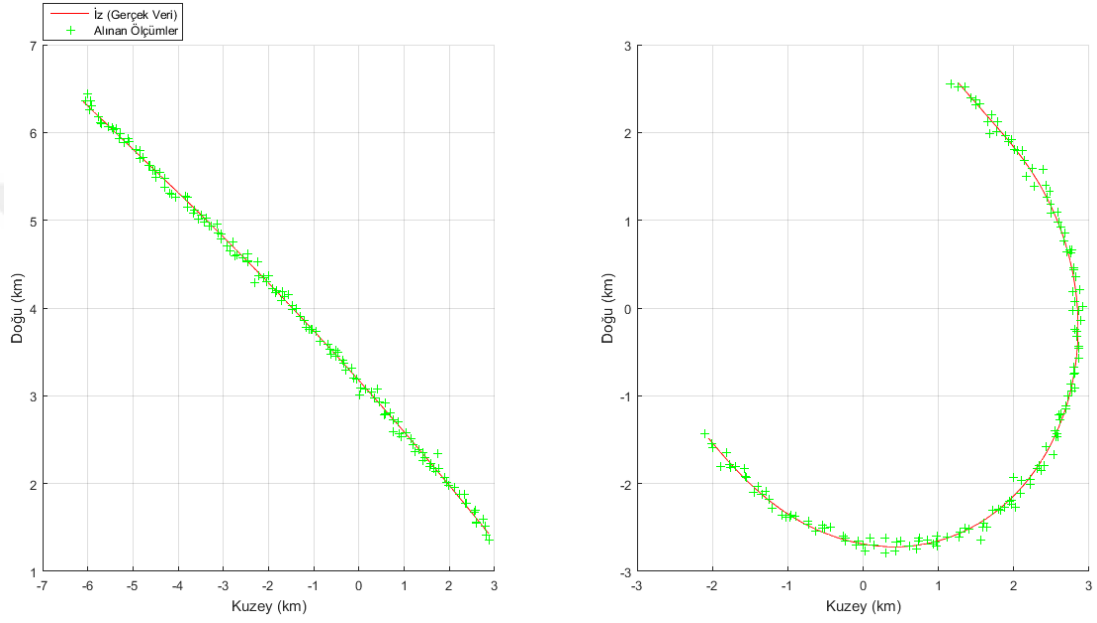
Bu tez kapsamında hedef takip problemlerini çeşitli senaryolarda izlemek için beş farklı deney gerçekleştirilmiştir. Bu bölümde sırasıyla bu deneyler açıklanmaktadır. İlk deney çalışmaya temel oluşturması açısından doğrudan Kalman filtresi ile yapılmıştır. İkinci deney manevralı hedef takibi, üçüncü deney veri ilişkilendirme problemini araştırmak üzere gerçekleştirilmiştir. Dördüncü ve beşinci deneyler çoklu hedef takibini incelemek için tasarlanmıştır.

2.5.1. Tek Hedef Takibi: Kestiriciler

Kestiricileri incelemek ve performanslarını karşılaştırmak üzere tek hedefe ait bir senaryoda hedef takibi gerçekleştirilmiştir. Bu benzetim için doğrusal ve doğrusal olmayan şekilde modellenebilecek iki farklı harekete ait veriler Bölüm 2.4.2 ile açıklandığı gibi üretilmiştir. Birinci harekette uçağın sabit hızla düz uçuşuna ait veri, ikinci harekette ise uçağın koordineli dönüşüne ait veri üretilmiştir. Ölçümlerin havalimanındaki bir radardan alındığı varsayılmaktadır. Radardan kaynaklanabilecek ölçüm gürültüleri Bölüm 2.3.1 'de açıklandığı şekilde yapay olarak üretilmiştir ve uçuş verisine eklenmiştir.

Bu deney için kaçırılan ölçümlerin ve parazit ölçümlerin olmadığı varsayılmıştır. Oluşan izler ve ölçüm verileri Şekil 2.8 ile verilmiştir.

Doğrusal uçuş hareketi için sabit hızlı doğrusal hareket modeli kullanılarak Kalman filtresi ile kestirim yapılmıştır. Dönüş hareketi matematiksel olarak koordineli dönüş modeli kullanılarak ifade edilebilir. Bu model doğrusal olmadığından dolayı kestirim için Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF) kullanılmıştır.



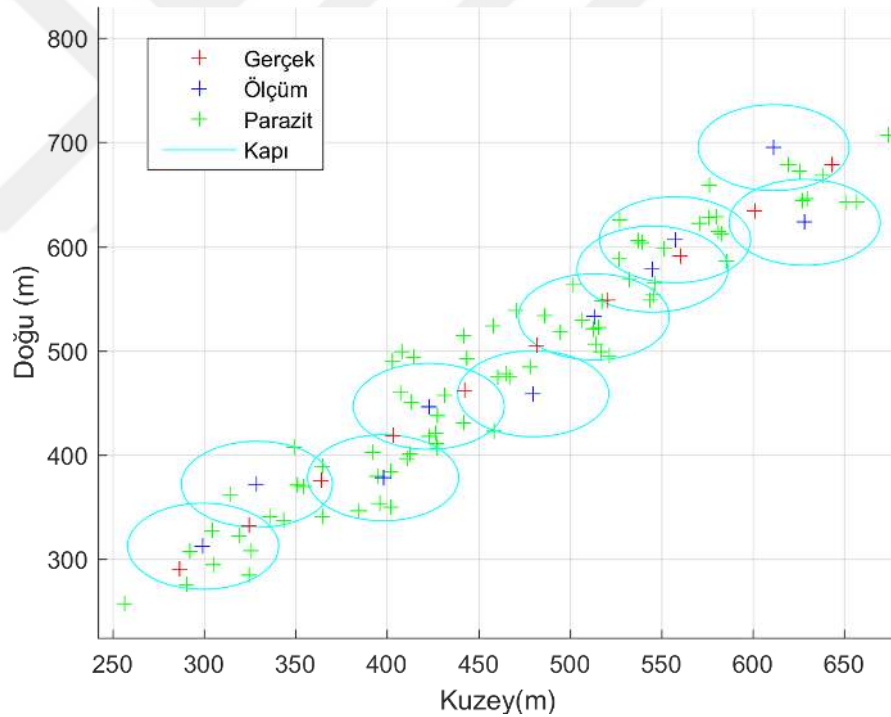
Şekil 2.8. Doğrusal ve Koordineli Dönüş Hareketleri

2.5.2. Tek Hedef Takibi: Manevralar

Manevralı hedef takip yöntemlerini incelemek üzere Bölüm 2.4.3 ile verilen senaryoya ait veriler kullanılarak başka bir hedef takip benzetimi yapılmıştır. Bu benzetimde ana amaç model uyumsuzluğu problemini incelemektir. Model uyumsuzluğu kestirici Kalman filtresinin kullandığı model ile hedefin hareketlerini gerçekten temsil edebilecek modelin uyuşmamasıdır. Literatürde model uyumsuzluğu ile manevralı hedef takibi kavramları aynı anlamda kullanılmaktadır. Bu kavramlar bu tezde birbirini yerine kullanılabilir. Bu deneyde manevraları takip etmek üzere iki temel yaklaşım olan etkileşimli çoklu modeller ve uyarlanabilir filtreler yöntemleri ayrı ayrı uygulanmıştır. Yöntemlerin başarısı karşılaştırılmış ve performansları incelenmiştir.

2.5.3. Tek Hedef Takibi: Veri İlişkilendirme

Tek hedef takibinde veri ilişkilendirme problemini çalışmak üzere probleme özel bir senaryo kurulmuştur. Senaryoda sabit hızla hareket eden bir hedefe ait veriler benzetimle üretilmiştir. Bu senaryo için üretilen parazit ölçümlerden çoğunun hedefin kapısı içine düşmesi sağlanmıştır. Bu senaryonun ilk 10 zaman adımı örnek olarak Şekil 2.9 ile gösterilmiştir. Şekilde tüm zaman adımlarında alınan veri çizilmiştir. Gerçek konumundaki ilerleme kırmızı, hedeften alınan ölçümler mavi ile çizilmiştir. Bu verinin yanı sıra her adımda farklı sayıda ve rastgele konumlandırılmış parazit ölçümler alınmaktadır. Bu ölçümler yeşil ile çizilmiştir. Şekilden görülebileceği gibi her adımda hedefin kapısı içerisine çok sayıda ölçüm düşmektedir. Veri ilişkilendirme yöntemleri kullanılarak kestirim mümkün olduğunca doğru şekilde yapılmaya çalışılmıştır.



Şekil 2.9. Veri ilişkilendirme senaryosu

Şekil 2.9 ile verilen görselde gerçek konum, alınan ölçümler, parazit ölçümler ve kapılar 10 zaman adımı boyunca üst üste çizdirilmiştir. Gerçekte her zaman adımı hedef yalnızca bir gerçek konumda bulunmakta, bir ölçüm ve birkaç parazit ölçüm alınmaktadır. Hedefin kapısı Kalman filtresinden yapılan durum tahmini ve yenilik kovaryansı ile hesaplanmaktadır.

2.5.4. Çoklu Hedef Takibi: Hava Trafik Kontrolü ve Veri İlişkilendirme

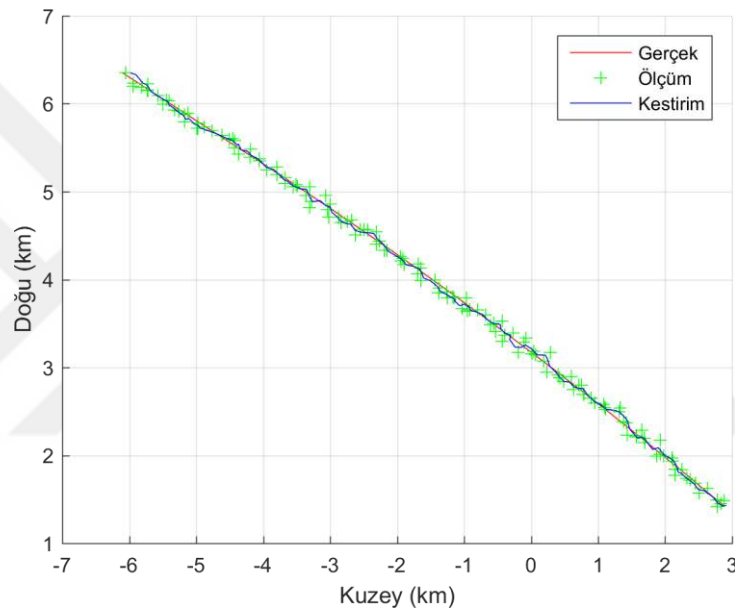
Çoklu hedef takibi problemini incelemek üzere Bölüm 2.4.2'deki senaryoya ait veriler kullanılmıştır. Bu deneyde eliptik kapılar kullanılarak kapılama ve kümeleme incelenmiştir. Hedef takibi için BOVİ yöntemi ve etkileşimli çoklu modeller yöntemi kullanılarak manevralı çoklu hedef takibi incelenmiştir. Bu senaryoda ayrıca hafif şiddette parazit ölçümler ve kaçırılan ölçümler bulunmaktadır. Bu senaryoda izlerin yönetimi için kaskat bağlanmış 2/2 & 2/3 kurallı iz yönetimi sistemi kullanılmıştır.

2.5.5. Çoklu Hedef Takibi: Kavşak Benzetimi

Çoklu hedef takibi bölüm 2.4.1 ile verilen kavşak benzetimi üzerinden yeniden incelenmiştir. Kavşak senaryosunda birbirine yakın çoklu hedeflere ait veri üretilmiştir. Bu deneyde amaç veri ilişkilendirmede karşılaşılan birleşme problemine (coalescence) odaklanmaktadır. Bu deneyde ayrıca GEYK filtresi de kullanılmıştır ve yöntemler birbirleriyle karşılaştırılarak performansları incelenmiştir. Bu senaryoda da izlerin yönetimi için kaskat bağlanmış 2/2 & 2/3 kurallı iz yönetimi sistemi kullanılmıştır.

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

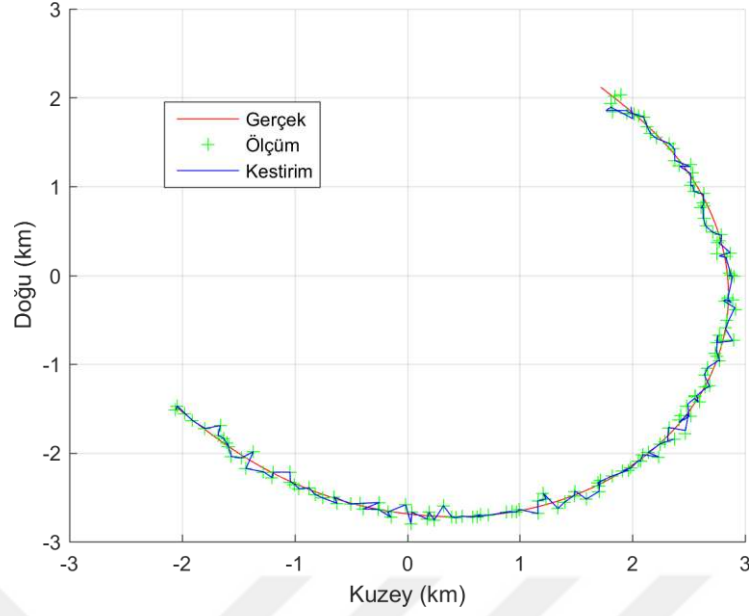
Hedef takibi problemi, oluşturulan çeşitli hedef takip senaryoları üzerinden benzetimle incelenmiştir. Çalışmalara temel oluşturması amacıyla Bölüm 2.5.1 ile açıklanan senaryo doğrultusunda üretilen hedef ve ölçüm verilerinde doğrudan Kalman filtresi ve Genişletilmiş Kalman filtresi uygulanmıştır. Filtrelerden elde edilen sonuçlar sırasıyla Şekil 3.1 ve Şekil 3.2 olarak verilmiştir.



Şekil 3.1. Sabit hızlı hareket için Kalman filtresi sonuçları

Filtrelerin gürültü kovaryansları 2×2 birim matris I_2 ile gösterilmek üzere $Q = qI_2$ ve $R = 50I_2$ olarak tanımlanmıştır. Değişken q değerleri kullanılarak süreç gürültü kovaryansının kestirimlere etkisi incelenmiştir. SH ve KD modellerinde hesaplanan ortalama öklidyen hata (OÖH), karekök ortalama karesel (KOK) hata ve geometrik ortalama hata (GOH) değerleri Tablo 3.1 ile verilmiştir.

Hata değerleri hesaplanırken 100 adımlı Monte Carlo benzetimi yapılmıştır. Böylece rastgele üretilen gürültü, parazit ve kaçırılan ölçüm gibi etkilerin 100 kez tekrar üretilmesi ve daha kararlı bir sonuç bulunması hedeflenmektedir. Monte Carlo benzetiminde her adımda bulunan hataların ortalamaları alınmıştır. Tablolardaki tüm hatalar metre cinsinden ifade edilmiştir.



Şekil 3.2. Koordineli dönüş hareketi için Kalman filtresi sonuçları

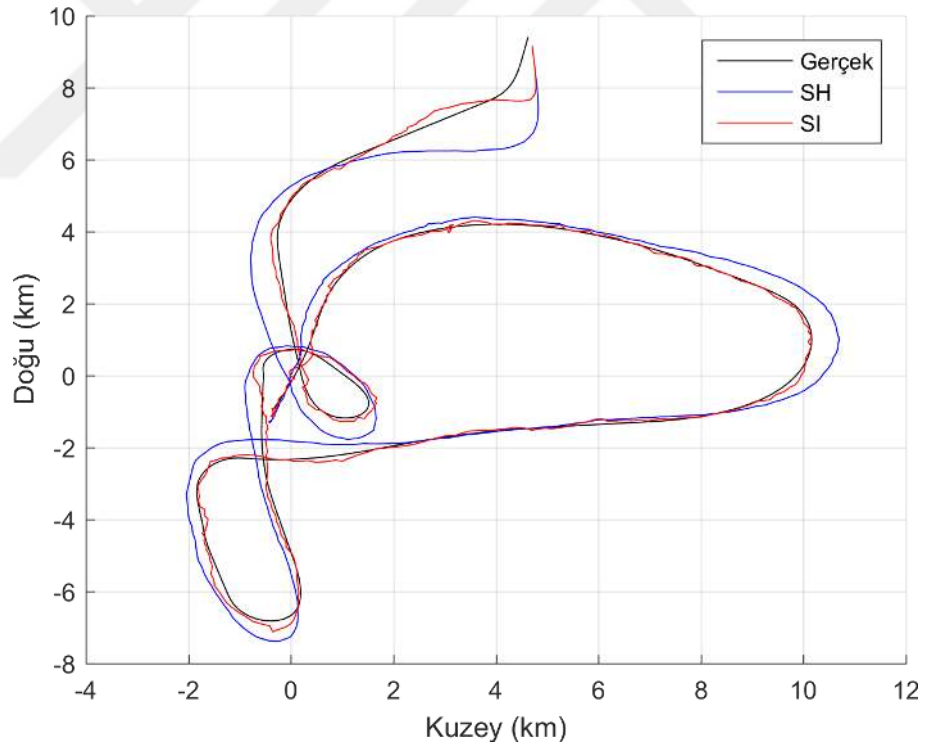
Tablo 3.1. Doğrudan Kalman filtresi kestirim hataları

	<i>q</i> Seviyesi					
Hatalar (<i>m</i>)	0.1	0.4	1	4	9	25
OÖH (SH)	57.18	51.09	48.76	43.29	43.17	43.15
OÖH (KD)	62.20	61.73	63.58	65.53	64.99	67.75
KOK (SH)	101.91	89.66	85.60	64.61	61.56	55.78
KOK (KD)	77.34	86.78	81.06	87.20	76.70	112.69
GOH (SH)	23.20	25.13	26.87	31.52	32.51	36.94
GOH (KD)	56.90	61.86	65.81	70.33	63.15	82.13

Tablo 3-1'den görülebileceği gibi doğrusal bir model olan sabit hız modelinde süreç gürültüsü kovaryans değerinin artması hatayı öklidyen ve karekök ortalama anlamında düşürmektedir. Doğrusal olmayan koordineli dönüş modelinde ise öklidyen anlamda hata tüm süreç gürültüsü seviyelerinde hemen hemen aynı değerlerde seyretmesine rağmen karekök ortalama anlamında gittikçe artmaktadır. Ortalama öklidyen ve karesel hatalar aritmetik olarak hesaplandıklarından dolayı çok büyük ve çok küçük değerlerden aşırı

olarak etkilenmektedirler. Geometrik hatada ise çok büyük ve çok küçük değerler birbirlerini dengeleyerek aşırılıkların oluşmasını engellemektedir. Dolayısıyla tüm durumlar için geometrik hatalar aritmetik hatalardan daha küçük bulunmaktadır.

Hedeflerin manevralı hareket gerçekleştirdiği hedef takip problemlerini incelemek için Bölüm 2.5.2 'de açıklanan senaryo kullanılmıştır. Hedef takibi benzetimi için öncelikle model uyumsuzluğu durumunda Kalman filtresi performansını görmek amacıyla SH ve SI modellerini kullanan iki ayrı Kalman filtresi doğrudan uygulanmıştır. Kestirim sonucunda oluşan izler Şekil 3.3 ile bir arada gösterilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi bu problem için sabit hız modeli gerçek hareketle uyumlu olduğu düzgün kısımlarda göreceli olarak daha iyi sonuç verse de genel olarak izi çok hatalı bir biçimde kestirmiştir. İkinci dereceden doğrusal bir model olan sabit ivme modeli bu problem için sabit hız modeline göre daha iyi bir sonuç verse de ani model geçişlerinin olduğu yerlerde kestirim performansı düşmektedir.



Şekil 3.3. Manevralı hareket için Kalman filtresi kestirim sonuçları

Filtreler iki noktalı başlatma yöntemiyle başlatılmıştır. Gürültü kovaryansları $Q = qI_2$ ve $R = 100I_2$ olarak tanımlanmıştır. Farklı q değerleri için 100 adımlı Monte Carlo benzetimi ile metre cinsinden hesaplanan ortalama hatalar Tablo 3-2 ile verilmiştir.

SH modelinin düşük performansı Tablo 3.2'den açıkça görülmektedir. Süreç gürültüsü artırıldığında hataların düştüğü gözlemlenmiştir. SI modeli SH modeline göre daha iyi sonuçlar vermiştir.

Tablo 3.2. Manevralı harekette doğrudan Kalman filtresi kestirim hataları

	q Seviyesi					
Hatalar (m)	0.1	0.4	1	4	9	25
OÖH (SH)	2472.95	1779.46	1371.55	901.99	659.01	434.00
OÖH (SI)	495.92	335.73	250.27	173.04	140.67	119.19
KOK (SH)	2741.08	2023.44	1573.90	1084.66	806.59	561.28
KOK (SI)	185.55	107.67	82.54	62.02	66.23	81.23
GOH (SH)	1261.44	877.59	733.18	579.61	471.32	324.65
GOH (SI)	185.55	107.67	82.54	62.02	66.23	81.23

Denklem (25) incelendiğinde kovaryansı Q ile verilen yapay hatanın kestirim hata kovaryansına eklendiği görülebilir. Dolayısıyla büyük Q değerleri elde edilen ortalamanın yani kestirilen durumun belirsizliğini aşırı şekilde artıracaktır. Bunun yanı sıra ikinci dereceden bir model kullanmak pozisyon hatasını azaltmaktadır. Böyle bir model kullanıldığında modelin uyuşmadığı kısımlarda diğer parametreler için aşırı hatalı kestirim yapılmaktadır. Örneğin sabit ivme modeli kullanılan durumda uçağın sabit hıza yakın seyrettiği kısımlarda aşırı kestirim hataları gözlemlenmiştir. Ayrıca ikinci dereceden bir model veri ilişkilendirme durumunda kapı alanlarını gereksiz bir şekilde büyötmektedir ve veri ilişkilendirme problemine ek bir yük getirmektedir.

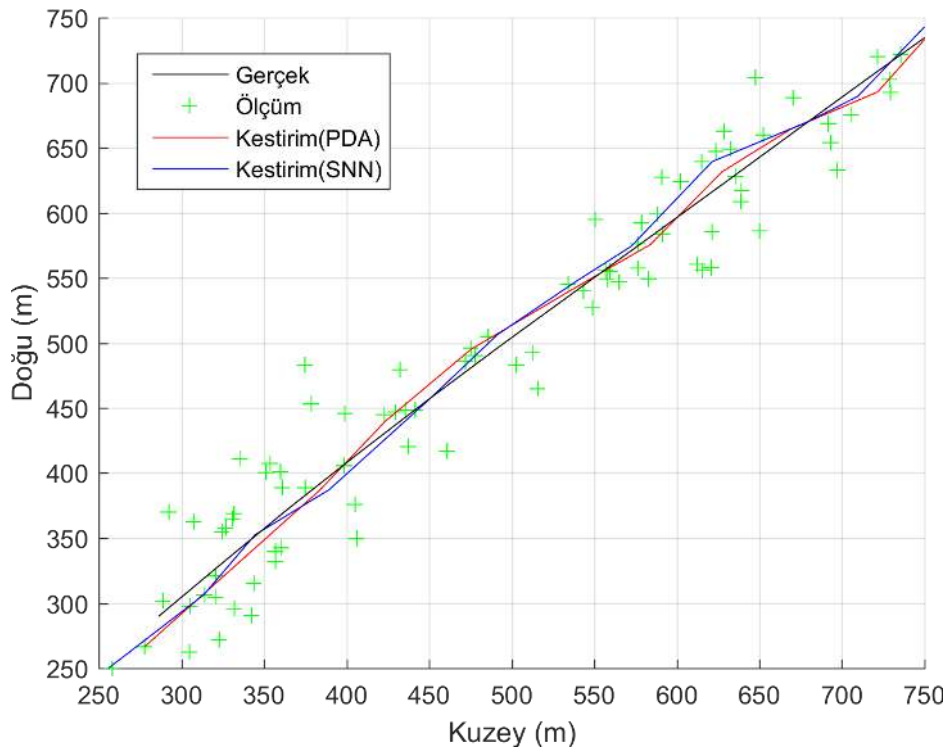
Manevralı hedef takibi yöntemlerinden uyarlanabilir seviyeli süreç gürültüsü yöntemi ve etkileşimli çoklu modeller yöntemi bu probleme ayrı ayrı uygulanmıştır. Sonuçlar Tablo 3.3 ile gösterilmiştir.

Tablo 3.3. Manevralı hedef takip yöntemleri için kestirim hataları

	OÖH (m)	KOK (m)	GOH (m)
Etkileşimli Çoklu Model	118.85	140.67	61.76
Uyarlanabilir Kalman Filtresi	658.87	836.26	462.32

Problem ani ve keskin manevralar içerdiği için uyarlanabilir filtreler yaklaşımı hatayı çok fazla düşürememiştir. Doğrudan Kalman filtresi uygulamasına göre daha iyi bir performans sunmaktadır. Etkileşimli çoklu modeller filtresi manevralı hedef takibinde etkileyici bir performans göstererek kestirim hatasını düşürmüştür.

Tek hedef üzerinde veri ilişkilendirme problemini incelemek üzere Bölüm 2.5.3 ile verilen senaryo incelenmiştir. Bu senaryo için kaçırılan ve parazit ölçümlerin var olduğu bir ortamda sabit hızlı bir hedef için doğrudan Kalman filtresi ile kestirim yapılmıştır. Veri ilişkilendirme yöntemleri OVİ ve SEYK ayrı ayrı kullanılmıştır. Sonuçlar elde edilen izin bir bölümünü gösterecek şekilde bir arada Şekil 3.4 olarak verilmiştir.



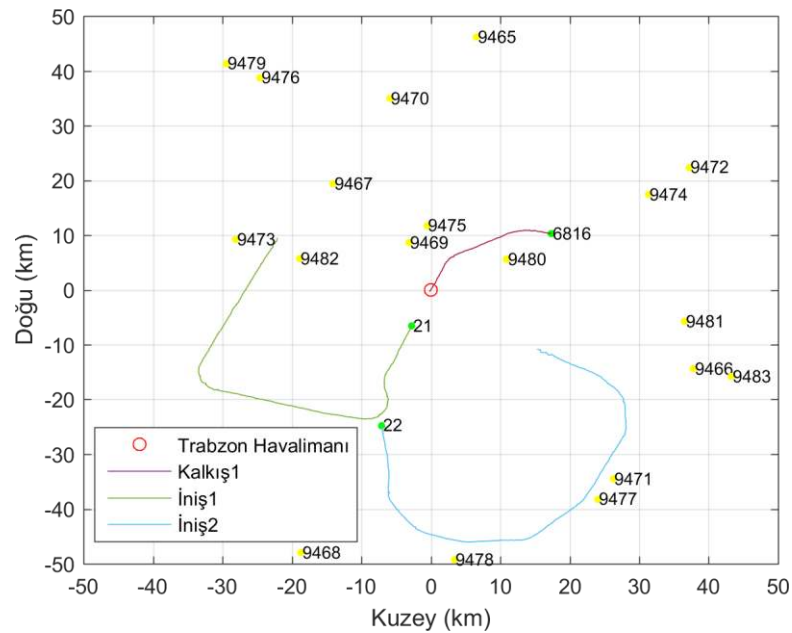
Şekil 3.4. Tek hedef veri ilişkilendirme problemi kestirim sonucu

Kestirimler sonucunda konumlar kullanılarak kestirim hataları öklidyen, karesel ve geometrik olarak hesaplanmıştır. Bu hatalar Tablo 3.4 ile verilmiştir. Hatalardan OVİ yönteminin getirdiği matematiksel karmaşıya rağmen kestirimde daha iyi sonuçlar verdiği görülebilir. Ayrıca Şekil 3.4 incelendiğinde OVİ yönteminin başarısı görülebilir. SEYK yöntemi her zaman en yakındaki ölçümü seçmektedir. Bu ölçümün parazit olma ihtimali vardır. Buna karşın OVİ yöntemi tüm ölçümleri olasılıksal olarak değerlendirmektedir.

Tablo 3.4. Veri ilişkilendirme kestirim hataları

	OÖH	KOK	GOH
SEYK	96.05	111.10	119.27
OVİ	84.87	86.22	84.36

Çoklu hedefler üzerinde veri ilişkilendirme ve manevralı takip problemini araştırmak için Bölüm 2.5.4 ile açıklanan hava trafik kontrolü senaryosu kullanılmıştır. Bu senaryo için çok sayıda parazit ölçüm üretilmiştir. Manevralar için EÇM yöntemi, veri ilişkilendirme için BOVİ algoritması ve iz yönetimi için M/N yöntemi kullanılmıştır. Bu senaryo için hedef takibi ağır parazit altında başarıyla gerçekleştirilmiştir. Örnek olarak 650 zaman adımlı kestirimin 470. zaman adımında görülen izler Şekil 3.5 ile gösterilmiştir.



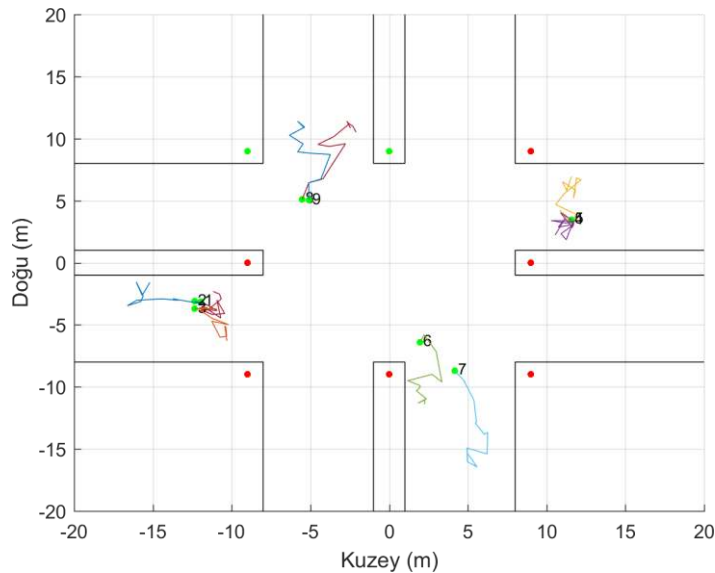
Şekil 3.5. Hava trafik kontrolü benzetimi kestirim sonuçları

Şekil 3.5 benzetimin sonlarına doğru kaydedilen bir anlık bir durumu göstermektedir. Sarı noktalarla gösterilenler yanlış alarm veya yeni hedeflerden oluşturulan geçici izleri, yeşil noktalar onaylı izleri göstermektedir. İzlere ait hata değerleri gerçek veriler kullanılarak hesaplanmıştır ve Tablo 3.5 olarak verilmiştir.

Tablo 3.5. Hava trafik kontrolü problemi kestirim hataları

	OÖH	KOK	GOH
Hedef ID: 21	61.18	75.71	52.68
Hedef ID: 22	62.42	73.61	21.55
Hedef ID: 6816	62.98	73.56	52.18

Tablodan görülebileceği gibi hata değerleri EÇM ve BOVİ yöntemlerinin birleştirilmesiyle oluşan yöntemle çok düşük seviyelerdedir. Birbirine yakın çoklu ve manevralı hedefler için oluşturulan kavşak trafiği senaryosunda farklı bir benzetim yapılmıştır. Bu senaryoda BOVİ yöntemi uygulandığında izlerin birleştiği ve sistemin işleyişinin bir noktada durduğu görülmüştür. Bu sorun Şekil 3.6 ile gösterilmiştir.

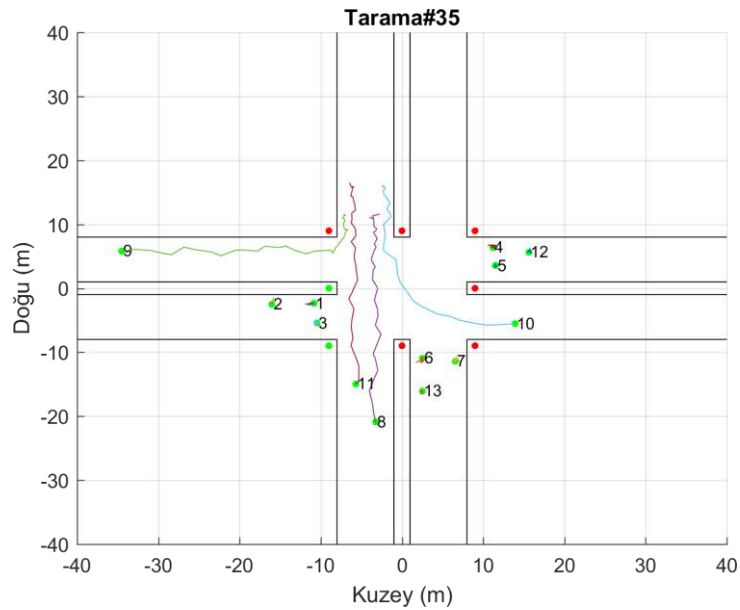


Şekil 3.6. Kavşak senaryosu iz birleşme problemi

Dolayısıyla bu tür bir problem için BOVİ yönteminin kullanılması uygun değildir. Bölüm 2.5.5 ile verilen senaryoda izlerin birleşmesi sorunundan kaçınmak için veri ilişkilendirme yöntemi değiştirilmiştir. Bu senaryo için GEYK yöntemi kullanılarak hedef takibi uygulaması başarıyla gerçekleştirilmiştir. Bu deney için hesaplanan kestirim hataları Tablo 3.6 olarak verilmiştir. Hataların genel olarak düşük düzeyde olduğu görülmüştür. Bu tablodan hareketle takip performansının başarılı olduğu söylenebilir. Kavşak senaryosu hedef takibi uygulaması örnek olarak Şekil 3.7 ile gösterilmiştir.

Tablo 3.6. Kavşak benzetimi kestirim hataları

	OÖH	KOK	GOH		OÖH	KOK	GOH
Hedef 1	2.12	2.88	10.23	Hedef 8	2.79	3.03	4.62
Hedef 2	2.02	2.65	6.25	Hedef 9	2.55	2.81	4.48
Hedef 3	1.96	2.54	5.68	Hedef 10	2.74	3.00	4.90
Hedef 4	1.14	1.83	5.12	Hedef 11	2.81	3.12	5.06
Hedef 5	1.16	1.89	4.89	Hedef 12	1.16	1.91	4.74
Hedef 6	1.70	2.63	12.35	Hedef 13	1.49	2.22	4.97
Hedef 7	1.75	2.73	12.91				



Şekil 3.7. Kavşak Senaryosu Hedef Takibi 35. Adım

4. SONUÇLAR

Bu tezde hedef takibi problemi farklı açılardan irdelenmiştir. Bu amaçla uygulamada oluşabilecek bazı sorunları içeren çeşitli senaryolar düşünülmüştür. Bu senaryolar doğrultusunda benzetim ile üretilen hedef ve ölçüm verisi kullanılarak hedef takibi gerçekleştirilmiştir. Farklı yöntemlerin başarısı incelenmiştir.

Hedef takibinde Kalman filtresi oldukça popüler olmasına rağmen kullanılması zor bir araçtır. Deneylerde görüldüğü üzere filtre parametrelerinin her problem için problemin doğasına göre ayarlanması gerekmektedir. Bu parametreleri ayarlamak için genel geçer bir yöntem bulunmamaktadır. Deneylerde Kalman filtresinin yüksek gürültü kovaryansı seviyelerinde konum kestirimi olarak başarısının arttığı görülmüştür. Fakat yüksek gürültü seviyelerine çıkmak çoğu zaman sakıncalıdır. Deneylerde yüksek gürültü seviyesinde kestirim hata kovaryansı seviyesinin aşırı yüksek olduğu görülmüştür. Bu kovaryans bir anlamda kestirilen durumun kesinliğini gösterdiği için kestirim sonuçları üzerinde güvensizlik oluşturmaktadır.

İkinci olarak manevralı hedef takibinde gerçekçi verilerle yapılan deneylerde etkileşimli çoklu modeller filtresinin kestirim başarısı açısından en iyi sonuçları verdiği görülmüştür. Uyarlanımlı hale getirilen Kalman filtresi gerçekçi veriler için performansı göreceli olarak artırsa da anlamlı bir başarı yakalayamamaktadır. Dolayısıyla manevraların ani ve çok sayıda olduğu durumlar için etkileşimli çoklu modeller yönteminin kullanılması önerilmektedir. Az sayıda ve yumuşak manevralar içeren durumlarda uyarlanabilir filtre yaklaşımı işlemsel basitliğinden dolayı tercih edilebilir.

Tek hedef takibinde veri ilişkilendirme üzerine yapılan deneyde ölçümleri olasılıksal olarak değerlendiren OVİ filtresinin en yakın komşu temelli SEYK filtresine göre daha başarılı olduğu görülmüştür. OVİ filtresinin kestirim hatası daha düşük bulunmuştur. Bunun yanı sıra deneydeki veriler için OVİ ve SEYK filtreleri performans olarak birbirlerine yakın gözükmemektedir. Dolayısıyla işlemsel basitlik gerektiren ve düşük yoğunluktaki durumlar için SEYK filtresi OVİ filtresine tercih edilebilir.

Çoklu hedef takibinde birleşik olasılıksal veri ilişkilendirme yönteminin başarısı açıkça görülmektedir. Fakat bu yöntem çok sayıda hedef ve kapıları içine düşen çok sayıda ölçüm için uygulanabilir değildir. Bu tür durumlarda kombinasyonların sayısı aşırı şekilde ve geometrik olarak artacağı için filtrenin çok fazla hesaplama yapması gerekecektir. Bu durum filtrenin işlemi bir tarama süresinde bitirememesine neden olabilmektedir. Hatta aşırı durumlarda bu işlemsel yük işlem yapılan donanıma zarar verebilir. Bu tezde BOVİ yöntemi hava trafik kontrolü için uygulanabilir ve başarılı olmasına rağmen kavşak trafiği senaryosunda uygulanamamaktadır. Kavşak senaryosu için en yakın komşu temelli GEYK yöntemi kullanılmış ve sorun çözülmüştür. Hava trafik kontrolü senaryosu BOVİ ve EÇM yöntemleri, kavşak senaryosu ise GEYK ve EÇM yöntemlerinin birleşiminden elde edilen karma bir yöntemle takip edilmiştir.

5. KAYNAKLAR

1. Kalman, R.E., A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, Journal of Basic Engineering, 82,1 (1960) 35-45.
2. Jazwinski, A.H., Stochastic Processes and Filtering Theory, Dover Publications, 2007.
3. Athans, M., Wishner, R. ve Bertolini, A., Suboptimal state estimation for continuous-time nonlinear systems from discrete noisy measurements, IEEE Transactions on Automatic Control, 13,5 (1968) 504-514.
4. Gelb, A., Applied Optimal Estimation, MIT Press, 1974.
5. Julier, S.J. ve Uhlmann, J.K., New extension of the Kalman filter to nonlinear systems, 3068, 182-193, 1997.
6. Jazwinski, A.H., Adaptive filtering, Automatica, 5,4 (1969) 475-485.
7. Tenney, R., Hebbert, R. ve Sandell, N., A tracking filter for maneuvering sources, IEEE Transactions on Automatic Control, 22,2 (1977) 246-251.
8. Castella, F.R., An Adaptive Two-Dimensional Kalman Tracking Filter, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-16,6 (1980) 822-829.
9. Chaw-Bing, C., Athans, M. ve Whiting, R., On the state and parameter estimation for maneuvering reentry vehicles, IEEE Transactions on Automatic Control, 22,1 (1977) 99-105.
10. Magill, D., Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes, IEEE Transactions on Automatic Control, 10,4 (1965) 434-439.
11. Moose, R., An adaptive state estimation solution to the maneuvering target problem, IEEE Transactions on Automatic Control, 20,3 (1975) 359-362.
12. Moose, R.L., Vanlandingham, H.F. ve McCabe, D.H., Modeling and Estimation for Tracking Maneuvering Targets, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-15,3 (1979) 448-456.
13. Tugnait, J.K. ve Haddad, A.H., A detection-estimation scheme for state estimation in switching environments, Automatica, 15,4 (1979) 477-481.
14. Blom, H.A.P., An efficient filter for abruptly changing systems, The 23rd IEEE Conference on Decision and Control, Dec. 1984, Bildiriler Kitabı: 656-658.

15. Bar-Shalom, Y., Challa, S. ve Blom, H.A.P., IMM estimator versus optimal estimator for hybrid systems, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 41,3 (2005) 986-991.
16. Pitre, R.R., Jilkov, V.P. ve Li, X.R., A comparative study of multiple-model algorithms for maneuvering target tracking, 5809, 549-560, 2005.
17. Bar-Shalom, Y., Multitarget-multisensor tracking: advanced applications, Norwood, MA, Artech House, 1990.
18. Chiandotto, B., Statistical Methods and Applications from a Historical Perspective, Bayesian and non-bayesian approaches to statistical inference: a personal view, Springer, 3-13, 2014.
19. Zellner, A., Bayesian and non-Bayesian approaches to statistical inference and decision-making, Journal of Computational and Applied Mathematics, 64,1 (1995) 3-10.
20. Pattipati, K.R., Deb, S., Bar-Shalom, Y. ve Washburn, R.B., A new relaxation algorithm and passive sensor data association, IEEE Transactions on Automatic Control, 37,2 (1992) 198-213.
21. Bar-Shalom, Y. ve Fortmann, T.E., Tracking and Data Association, Academic Press, New York, 1988.
22. Bar-Shalom, Y. ve Jaffer, A.G., Adaptive nonlinear filtering for tracking with measurements of uncertain origin, Proceedings of the 1972 IEEE Conference on Decision and Control and 11th Symposium on Adaptive Processes, Dec. 1972, Bildiriler Kitabı: 243-247.
23. Bar-Shalom, Y. ve Tse, E., Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association, Automatica, 11,5 (1975) 451-460.
24. Fortmann, T.E., Bar-Shalom, Y. ve Scheffe, M., Multi-target tracking using joint probabilistic data association, 1980 19th IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes, Dec. 1980, Bildiriler Kitabı: 807-812.
25. Reid, D., An algorithm for tracking multiple targets, IEEE Transactions on Automatic Control, 24,6 (1979) 843-854.
26. Blackman, S.S., Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking, IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 19,1 (2004) 5-18.
27. Bhattacharya, T., Premji, A., Nohara, T.J. ve Weber, P., Evaluation of fast MHT algorithms, Radar Conference, 1998. RADARCON 98. Proceedings of the 1998 IEEE, May1998, Bildiriler Kitabı: 213-218.

28. Cox, I.J. ve Hingorani, S.L., An efficient implementation of Reid's multiple hypothesis tracking algorithm and its evaluation for the purpose of visual tracking, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18,2 (1996) 138-150.
29. Danchick, R. ve Newnam, G.E., Reformulating Reid's MHT method with generalised Murty K-best ranked linear assignment algorithm. IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation, 153,1 (2006) 13-22.
30. Danchick, R. ve Newnam, G.E., A fast method for finding the exact N-best hypotheses for multitarget tracking, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 29,2 (1993) 555-560.
31. Farina, A. ve Studer, F.A., Radar data processing, Research Studies Press, 1985.
32. Donnell, R.M.O. ve Muehe, C.E., Automated Tracking for Aircraft Surveillance Radar Systems, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-15,4 (1979) 508-517.
33. Muehe, C.E., Cartledge, L., Drury, W.H., Hofstetter, E.M., Labitt, M., McCorison, P.B. ve Sferrino, V.J., New techniques applied to air-traffic control radars, Proceedings of the IEEE, 62,6 (1974) 716-723.
34. Bar-Shalom, Y., Li, X.R. ve Kirubarajan, T., Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software, Wiley, 2004.
35. Karlsson, R., Simulation based methods for target tracking, Division of Automatic Control & Communication Systems, Department of Electrical Engineering, Linköpings universitet, 2002.
36. Bar-Shalom, Y., Fortmann, T.E. ve Cable, P.G., Tracking and Data Association, The Journal of the Acoustical Society of America, 87,2 (1990) 918-919.
37. Blackman, S. ve Popoli, R., Design and Analysis of Modern Tracking Systems, Artech House, Norwood, 1999.
38. Neville, J., Jensen, D., Friedland, L. ve Hay, M., Learning relational probability trees, 9. International conference on Knowledge discovery and data mining, 2003, Bildiriler Kitabı: 625-630.
39. Bar-Shalom, Y., Multitarget-Multisensor Tracking, Artech House, Boston, 1990.
40. Gunckel, T.L., Orbit Determination Using Kalman's Method, Navigation, 10,3 (1963) 273-291.
41. Schlee, F.H., Standish, C.J. ve Toda, N.F., Divergence in the Kalman filter, AIAA Journal, 5,6 (1967) 1114-1120.

42. Fitzgerald, R., Divergence of the Kalman filter, IEEE Transactions on Automatic Control, 16,6 (1971) 736-747.
43. Blom, H.A.P. ve Bloem, E.A., Probabilistic data association avoiding track coalescence, IEEE Transactions on Automatic Control, 45,2 (2000) 247-259.
44. Fisher, J.L. ve Casasent, D.P., Fast JPDA multitarget tracking algorithm, Applied Optics, 28,2 (1989) 371-376.
45. Alexiev, K. ve Konstantinova, P., Hypothesis pruning in JPDA algorithm for multiple target tracking in clutter, Bulgarian Ministry of Education and Science, (1997).
46. Wang, M., You, Z., Zhao, R. ve Zhang, J., A pruning technique of feasible matrixes of JPDA algorithm, 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation, (Cat. No.00EX393), 2000, Bildiriler Kitabı: 291-293 vol.291.
47. Li, X.R. ve Zhao, Z., Measures of performance for evaluation of estimators and filters, 4473: 530-541, 2001.
48. LaValle, S.M., Planning Algorithms, Cambridge University Press, 2006.
49. <http://www.flightgear.org>, FlightGear, Flight Gear Uçuş Simülatörü, 2017.
50. You, H., Jianjuan, X. ve Xin, G., Radar Data Processing With Applications, Wiley, 2016.
51. Challa, S., Fundamentals of Object Tracking, Cambridge University Press, 2011.
52. <https://www.ford.co.uk/experience-ford/about-ford/component-sales/specifications> Ford Motor Company 2016 Ford Focus ST Teknik Özellikleri. 24/05/2017.
53. <https://www.ford.co.uk/experience-ford/about-ford/component-sales/specifications> Ford Motor Company EcoBoost I4 Engine Power Train Data. 24/05/2017.
54. Shaw, R.L., Fighter Combat, Naval Institute Press, 1985.

ÖZGEÇMİŞ

25.10.1992 tarihinde Erzincan'da doğdu. İlköğrenimini Erzincan Cumhuriyet İlköğretim Okulu'nda tamamladı. Lise eğitimine Erzincan Milliyet Anadolu Öğretmen Lisesi'nde devam etti. Lisans eğitimini bir yılı hazırlık sınıfı olmak üzere 2010-2015 yılları arasında Gaziantep Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde tamamladı. 2015 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği anabilim dalında yüksek lisans eğitimine başladı. Yabancı dil olarak İngilizce bilmektedir

