

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

SUALTI ÇOK SENSÖRLÜ ÇOKLU HEDEF TAKİBİ

**ERHAN ÖZER
DOKTORA TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**GEBZE
2022**

T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SUALTI ÇOK SENSÖRLÜ ÇOKLU
HEDEF TAKİBİ

ERHAN ÖZER
DOKTORA TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DANIŞMANI
DR.ÖĞR.ÜYESİ ALİ KÖKSAL HOCAOĞLU

GEBZE
2022

T.R.
GEBZE TECHNICAL UNIVERSITY
GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

**UNDERWATER MULTIPLE TARGET
TRACKING WITH MULTIPLE SENSORS**

ERHAN ÖZER
**A THESIS SUBMITTED FOR THE DEGREE OF
DOCTOR OF PHILOSOPHY
DEPARTMENT OF ELECTRONICS ENGINEERING**

THESIS SUPERVISOR
ASSIST.PROF.DR. ALİ KÖKSAL HOCAOĞLU

GEBZE
2022



DOKTORA JÜRİ ONAY FORMU

GTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 20/01/2022 tarih ve 2022/04 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından 16/02/2022 tarihinde tez savunma sınavı yapılan Erhan ÖZER'in tez çalışması Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında DOKTORA tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

ÜYE

(TEZ DANIŞMANI)

: Dr.Öğr.Üyesi A.Köksal HOCAOĞLU

ÜYE

: Doç. Dr. Koray KAYABOL

ÜYE

: Prof. Dr. Ali KARA

ÜYE

: Doç. Dr. Tansu FİLİK

ÜYE

: Doç. Dr. Serdar Süer ERDEM

ONAY

Gebze Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun
...../...../..... tarih ve/..... sayılı kararı.

ÖZET

Bu çalışma, sualtı çok sensörlü çoklu hedef takibi problemini Multistatik Sonar Ağ (MSA) sistemleri çerçevesinde ele alınmıştır. Sonar uygulamalarında takip algoritmaları, en kısa sürede iz başlatmayı ve iz sürekliliğini korumayı hedeflemektedir. Algoritmayı değişen çevresel koşullara uyarlamadan, zorlu su altı ortamlarında iz başlatmak ve mevcut izlerin sürekliliğini korumak zordur. Tez çalışmasında MSA sistemleri için Poisson Çoklu Bernoulli Karışımı (PMBM) filtresine dayalı gürbüzleştirilmiş bir izleyici önerilmektedir. PMBM tabanlı izleyiciler, Bernoulli ve Poisson Nokta Süreçleri aracılığıyla hedef sayısını takip süresince dinamik olarak tahmin edebilirler. PMBM tabanlı izleyiciler, bu iki süreci birlikte kullanarak her hesaplama adımında mevcut izleri, tespit edilmemiş hedefleri ve yeni doğumları ayrı ayrı ele alır. Bu tez çalışmasında, uyarlanabilir ölçüme dayalı doğum süreci ve Multistatik Akustik Modele bağlı hedef tespit olasılığı kullanılarak mevcut PMBM algoritması gürbüzleştirilmiştir. Uyarlanabilir ölçüme dayalı doğum süreci, iz başlatmada süre kazandırırken kaybedilen izlerin yeniden takibe alınmasını kolaylaştırır. Multistatik akustik modele bağlı hedef tespit olasılığı ise akustik temasın zayıfladığı geçiş bölgeleri boyunca iz sürekliliğini sağlayarak, kararlı takip sağlar. Tez kapsamında PMBM algoritması üzerinde yapılan bu iyileştirmeler, algoritmayı özellikle zorlu su altı şartlarında diğer takip algoritmalarına kıyasla üstün kılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Multistatik Sonar Ağları, Multistatik Sonar Takip, Çoklu Hedef Takibi, Rastsal Sonlu Kümeler, Poisson Çoklu Bernoulli Karışımı.

SUMMARY

In this study, the underwater multi-sensor multi-target tracking problem is handled within Multistatic Sonar Network (MSA) systems. In sonar applications, tracking algorithms aim to start a track as soon as possible and maintain track continuity. Without adapting the algorithm to changing environmental conditions, it is not easy to initiate tracks and maintain the continuity of existing tracks in challenging underwater environments. The thesis proposes a robust tracker based on the Poisson Multiple Bernoulli Mixture (PMBM) filter for MSA systems. PMBM-based trackers can dynamically estimate target numbers during tracking through Bernoulli and Poisson Point Processes. PMBM-based trackers use these two processes to separately consider existing tracks, undetected targets, and new births at each computation step. In this thesis, the current PMBM algorithm has been enhanced using the adaptive measurement-based birth process and the target detection probability based on the Multistatic Acoustic Model. The adaptive measurement-based delivery process saves time in initiating track and facilitates the re-tracking of lost tracks. The probability of target detection of the Multistatic Acoustic Model ensures stable tracking by ensuring the track continuity along the transition zones where the acoustic contact is weakened. These improvements made on the PMBM algorithm within the scope of the thesis made the proposed algorithm superior to other tracking algorithms, especially in challenging underwater conditions.

Key Words: Multistatic Sonar Networks, Multistatic Sonar Tracker, Multiple Target Tracking, Random Finite Set, Poisson Multi Bernoulli Mixture.

TEŐEKKÜR

BaŐta, bu alıŐmanın oluŐmasının yolunu aan, yardımlarını zaman kavramı gőzetmeksizin esirgemeyen danıŐmanım Dr. Ali Kőksal HOCAOĐLU'na,

Bütün alıŐmam boyunca bilgi birikimleriyle alıŐmamı yőnlendiren deđerli jüri hocalarım Prof. Dr. Ali KARA ve Do. Dr. Koray KAYABOL'a,

alıŐmam süresince, bilgi ve tecrübelerini benimle paylaŐan deđerli alıŐma arkadaşım Ali Onur AKAR'a,

Son olarak yođun alıŐma dönemi süresince göstermiŐ olduđu sonsuz anlayıŐ ve destekten dolayı sevgili eŐim Tuđba ÖZER ile sevgili ođlum Poyraz ÖZER'e en içten teŐekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	v
SUMMARY	vi
TEŞEKKÜR	vii
İÇİNDEKİLER	viii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	xi
ŞEKİLLER DİZİNİ	xiii
TABLolar DİZİNİ	xvii
1. GİRİŞ	1
1.1. Katkı	3
2.2. Tez Sunum Planı	4
2. LİTERATÜR ÖZETİ	5
2.1. Tek Hedef Takibi	5
2.2. Çoklu Hedef Takibi	8
2.3. Sonlu Rastsal Küme (RFS) Yaklaşımı	12
2.3.1. Sonlu Kümeler İstatistiği (FISST)	12
2.3.1.1. Olasılık Üreten Fonksiyoneller	14
2.3.1.2. Küme İntegrali	15
2.3.1.3. Olasılıksal Hipotez Yoğunluğu	15
2.3.1.4. Poisson RFS	16
2.3.1.5. Bernoulli RFS	17
2.3.1.6. Çoklu-Bernoulli RFS	17
2.3.2. Olasılıksal Hipotez Yoğunluğu Filtresi	18
2.3.2.1. Öngörü Basamağı	20
2.3.2.2. Güncelleme Basamağı	22
2.3.2.3. Kardinalize PHD Filtresi (Cardinalized PHD, CHPD)	24
2.3.3. Gürbüzleştirilmiş PHD/CPHD Filtresi (Robust PHD/CPHD)	25
2.3.4. Etiketli Çoklu Bernoulli Filtresi (Labeled Multi Bernoulli)	25
2.3.4.1. Öngörü Basamağı	27

2.3.4.2. Güncelleme Basamağı	28
2.3.5. Genelleştirilmiş Etiketli Çoklu Bernoulli Filtresi	30
2.3.6. Poisson Çoklu Bernoulli Karışımı Filtresi	33
2.3.6.1. PMBM Öngörü Basamağı	35
2.3.6.2. PMBM Güncelleme	36
2.3.6.2.1. Daha Önce Tespit Edilmemiş Hedefler için Güncellemeler	36
2.3.6.2.2. Potansiyel Olarak Tespit Edilen Yeni Hedefler için Güncellemeler	37
2.3.6.2.3. Mevcut Hedefler için Güncellemeler	38
2.3.7. PMBM Filtre ile Yörünge Tahmini	39
2.4. Sualtı Hedef Takibi	40
2.4.1. Sualtı Çoklu Sensör Yapıları	42
2.4.1.1. Sualtı Çoklu Sensör Yapılarında Tespit	43
2.4.1.2. Sualtı Çoklu Sensör Yapılarında Takip	46
3. TEZ KAPSAMINDA ÖNERİLEN METOD	49
3.1. Gürbüz PMBM Filtresi	49
3.2. Gürbüz Model-Bağımlı PMBM Filtresi	50
3.3. Çoklu Statik Sonar Ağları için Tespit Olasılığı Hesabı	51
4. SİMÜLASYON ve SONUÇLAR	55
4.1. Senaryo Modeli	55
4.1.1. Ölçüm Modeli	56
4.1.2. Hareket Modeli	56
4.1.3. Hedef Doğum Modeli	57
4.1.4. Hipotez Azaltma	57
4.1.5. Performans Belirlenmesi	58
4.1.5.1. Genelleştirilmiş Optimal Alt Model Atama Metriği	58
4.2. RPMBM ile PMBM Algoritması Kıyaslanması	59
4.2.1. Senaryo-1: Sabit Hedef Sayısı ile Çoklu Hedef Takibi	59
4.2.2. Senaryo-2: Değişken Hedef Sayısı ile Çoklu Hedef Takibi	65
4.2.3. Senaryo-3: Takip Algoritması Zorlayıcı Durumlar	72
4.3. MSA Takip Simülasyonu ve Sonuçlar	74

4.3.1. Senaryo-4 : Yüksek Hedef Tespit Olasılığı	75
4.3.2. Senaryo-5: Düşük Hedef Tespit Olasılığı	84
4.3.3. Senaryo-6: Çoklu Hedef Takibi	91
5. SONUÇLAR	100
5.1. Gelecek Dönem Çalışmaları	100
KAYNAKLAR	101
ÖZGEÇMİŞ	108
EKLER	109

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler ve Açıklamalar

Kısaltmalar

CPHD	: Kardinalize PHD filtresi (Cardinalized PHD)
ÇHT	: Çoklu Hedef Takibi
DI	: Yönlülük İndeksi (Directivity Index)
DSH	: Denizaltı Savunma Harbi
DT	: Tespit Limiti (Detection Threshold)
EKF	: Genişletilmiş Kalman Filtresi (Extended Kalman Filter)
FOV	: Kaplama alanı (Figure of View)
FISST	: Sonlu Kümeler İstatistiği (Finite Set Statistics)
GMM	: Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model)
GNN	: En Yakın Komşular Metodu (Global Nearest Neighbours)
GLMB	: Genelleştirilmiş Etiketli Çoklu Bernoulli (Generalized LMB) filtresi
GOSPA	: Genelleştirilmiş Optimum Alt-Örüntü Atanması (Generalized OSPA)
GTÜ	: Gebze Teknik Üniversitesi
JPDA	: Bütünleşik Olasılıksal Veri Atama (Joint PDA)
KF	: Kalman filtresi
LMB	: Etiketli Çoklu Bernoulli Filtresi (Labeled Multi Bernoulli)
MSA	: Multistatik Sonar Ağları
NL	: Gürültü Seviyesi (Noise Level)
OSA	: Otonom Sualtı Aracı
OSPA	: Optimum Alt-Örüntü Atanması (Optimal Subpattern Assignment)
PDA	: Olasılıksal Veri Atama (Probability Data Association)
PDF	: Olasılık yoğunluk fonksiyonu (Probability Density Function)
PF	: Parçacık Filtreler (Particle Filter),
PGFL	: Olasılık Üreten Fonksiyoneller (Probability Generating Functionals)
PHD	: Olasılıksal Hipotez Yoğunluğu (Probability Hypothesis Density, PHD)
PMBM	: Poisson Çoklu Bernoulli Karışım filtresi (Poisson Multi Bernoulli Mixture)
PMF	: Olasılık yoğunluk fonksiyonunu (Probability Mass Function)
RFS	: Rastsal Sonlu Kümeler (RFS)

SL	:	Kaynak Seviyesi (Source Level)
THT	:	Tek Hedef Takibi
TS	:	Hedef Kuvveti (Target Strength)
TL	:	Yayılm kayıpları (Transmission Loss)
UKF	:	Kokusuz Kalman Filtresi (Unscented Kalman Filtresi)
SE	:	Sinyal Aşımı (Signal Excess)

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Sekil No:</u>	<u>Sayfa</u>
1.1: Gölge Bölgesi Gösterimi (a) Ses hızı profili gösterimi (b) Ses ışınlarının yayılımının gösterimi.	2
2.1: RFS yaklaşımda belirsizlikler küme dahilinde ele alınır.	14
2.2: PHD ve LMB filtrelerinin akış şeması.	26
2.3: LMB ve PHD filtrelerinin zamana bağlı iz takibi.	27
2.4: GLMB takip algoritmasının akış diyagramı.	31
2.5: Çoklu Sualtı Sensör Yapısı taslak çizim.	43
2.6: Monostatik sonar kaplama alanı.	44
2.7: Multistatik sonar kaplama alanı.	45
2.8: Monostatik ve Bistatik çalışma modlarının birleşimi olan Kombine Mod sonar kaplama alanı.	45
3.1: RMDPMBM Algoritması Akış Diyagramı.	54
4.1: Sabit sayıda kısa süreli hedef takibinin incelenmesi maksatlı üretilen Çoklu Hedef Takibi Senaryosu.	60
4.2: Senaryo-1 hedef yörüngeleri ve elde edilen ölçümler.	61
4.3: İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği konum hatası sonuçları grafiği.	62
4.4: İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği tespit edilemeyen hedef hatası sonuçları grafiği.	62
4.5: Ortalama GOSPA metrik sonuçlarının iterasyon numarasına bağlı sahte hedef hatası.	63
4.6: Ortalama GOSPA metrik sonuçlarının iterasyon numarasına bağlı toplam hatası.	63
4.7: PMBM ve RPMBM takip algoritmaları çıktılarının kıyaslanması. (a) PMBM algoritması çıktıları kırmızı renkle işaretlenmiştir. (b) RPMBM algoritması çıktıları mavi renkle işaretlenmiştir.	64
4.8: İterasyon numarasına bağlı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi. Mavi RPMBM tahminlerini sergilerken kırmızı PMBM çıktıları, siyah çizgi ise senaryoda iterasyon zamanına bağlı gerçek hedef sayısını sergilemektedir.	65

4.9:	Senaryo-2’de yer alan hedeflerin yörüngeleri. Hedeflerin başlangıç anı “Daire” ile bitiş anları ise “Eşkenar” sembolü kullanılarak işaretlenmiştir. Farklı sembol renkleri farklı hedefleri ifade etmektedir.	66
4.10:	Uzun Süreli Takiplerin incelenmesi maksatlı üretilen Çoklu Hedef Takibi Senaryosu.	67
4.11:	İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği konum hatası sonuçları grafiği.	68
4.12:	İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği tespit edilemeyen hedef hatası sonuçları grafiği.	68
4.13:	İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği sahte hedef hatası sonuçları grafiği.	69
4.14:	Ortalama GOSPA metriği toplam hata sonuçlarının iterasyon numarasına bağlı grafiği.	70
4.15:	PMBM ve RPMBM takip algoritmaları çıktılarının kıyaslanması. (a) PMBM algoritması çıktıları kırmızı renkle işaretlenmiştir. (b) RPMBM algoritması çıktıları mavi renkle işaretlenmiştir.	71
4.16:	İterasyon numarasına bağlı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi. mavi RPMBM tahminlerini sergilerken kırmızı PMBM çıktılarını, siyah ise gerçek hedef sayısını sergilemektedir.	71
4.17:	Hedef yörüngeleri.	72
4.18:	Uzun Süreli Takiplerin incelenmesi maksatlı üretilen Çoklu Hedef Takibi Senaryosu.	73
4.19:	PMBM ve RPMBM takip algoritmaları çıktılarının kıyaslanması. (a) PMBM algoritması çıktıları kırmızı renkle işaretlenmiştir. (b) RPMBM algoritması çıktıları mavi renkle işaretlenmiştir.	74
4.20:	Senaryo-4, MSA Kaplama alanı ve hedef hareketleri.	76
4.21:	Senaryo-4 kapsamında elde edilen MSA temasları.	77
4.22:	PMBM takip algoritması çıktılarının gerçek hedef ile kıyaslanması.	78
4.23:	RPMBM takip algoritması çıktılarının gerçek hedef ile kıyaslanması.	78
4.24:	RMDPMBM takip algoritması çıktılarının gerçek hedef ile	79

	kıyaslanması.	
4.25:	Zamana bağılı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi.	81
4.26:	Senaryo-4, GOSPA metriği konum hatası.	82
4.27:	Senaryo-4, GOSPA metriği tespit edilemeyen hedef hatası.	83
4.28:	Senaryo-4, GOSPA metriği sahte hedef hatası.	84
4.29:	Senaryo-4, ortalama GOSPA metriği toplam hatası.	84
4.30:	Senaryo-5, MSA Kaplama alanı ve hedef hareketleri.	85
4.31:	Senaryo-5 kapsamında elde edilen MSA temasları.	85
4.32:	PMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.	86
4.33:	RPMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.	86
4.34:	RMDPMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.	87
4.35:	Zamana bağılı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi.	88
4.36:	Senaryo-5, GOSPA metriği toplam hatası.	89
4.37:	Senaryo-5, GOSPA metriği tespit edilemeyen hedef hatası.	90
4.38:	Senaryo-5, GOSPA metriği konum hatası.	90
4.39:	Senaryo-5, GOSPA metriği sahte hedef hatası.	91
4.40:	Sualtı çoklu hedef takibinin incelenmesi maksatlı üretilen takip senaryosu. Hedeflerin başlangıç anı “Daire” ile bitiş anları ise “Eşkenar” sembolü kullanılarak işaretlenmiştir. Farklı sembol renkleri farklı hedefleri ifade etmektedir.	92
4.41:	Senaryo 6, MSA Kaplama alanı ve hedef hareketleri.	93
4.42:	Senaryo 6 kapsamında elde edilen MSA temasları.	93
4.43:	PMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.	94
4.44:	RPMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.	95
4.45:	RMDPMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.	95

4.46:	Senaryo-6, GOSPA metriđi konum hatası.	97
4.47:	Senaryo-6, GOSPA metriđi tespit edilemeyen hedef hatası.	97
4.48:	Zamana bađlı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi.	98
4.49:	Senaryo-6, GOSPA sahte hedef hatası.	99
4.50:	Senaryo-6, GOSPA metriđi toplam hatası.	99

TABLÖLAR DİZİNİ

<u>Tablo No:</u>	<u>Sayfa</u>
4.1: Senaryo-1 hedef kinematikleri.	60
4.2: Senaryo-2 hedef kinematikleri.	66
4.3: Senaryo-3 hedef kinematikleri.	73
4.4: Ortak senaryo parametreleri.	75
4.5: Senaryo-4, GOSPA metriđi ile takipçi performanslarının kıyaslanması.	80
4.6: Senaryo-5, GOSPA metriđi ile takipçi performanslarının kıyaslanması.	88
4.7: Senaryo-6 hedef kinematikleri.	92
4.8: Senaryo-6, GOSPA metriđi ile takipçi performanslarının kıyaslanması.	96

1. GİRİŞ

Deniz ticaret yollarının güvenliğinin sağlanması, kritik saha/bölge/geçitlerin gözlenmesi ve korunması amacıyla sualtı akustik sensörleri kullanılarak hedef tespiti yapılmakta ve sualtı taktik resmi çıkartılmaya çalışılmaktadır. Bu kapsamda sualtı hedef tespiti amaçlı kullanılan sensörlere,

- Pasif çalışan hidrof fonlar,
- Su altı kaynağı olarak kullanılan transdüserler,
- Yönlü pasif alışı özelliğine sahip vektör sensörler,

örnek olarak verilebilir. Bahse konu sensörlerin kullanımı ile sualtı taktik resminin çıkartılması (tespit hitamında takip) amaçlanmaktadır. Özellikle sualtı hedeflerinin gürültüsünün gelişen teknoloji ile azalması nedeniyle bu sensörler arasından transdüserler sistem seviyesinde ise aktif sonar sistemleri ön plana çıkmaktadır. Çünkü yalnızca pasif sensör kullanımı ile uzak mesafeden hedef tespiti zorlaşmıştır.

Ancak münferit tek bir aktif sensör tercihi ile su altı dünyasında uzun mesafeler için kesintisiz hedef aydınlatmasından bahsetmek her zaman mümkün değildir. Sualtı hedef tespitini zorlaştıran başlıca nedenleri,

- Sualtı ortam şartlarının değişken olması sebebiyle farklı derinliklerde ses ışınlarını hapseden/yansıtan/dağıtan tabakalar oluşması,
- Ses hızı profiline bağlı olarak akustik yayılımın arzu edilen uzun menzillere ulaşmadan dibe veya satha doğru kırılması ve sönümlenmesi olarak sıralayabiliriz.

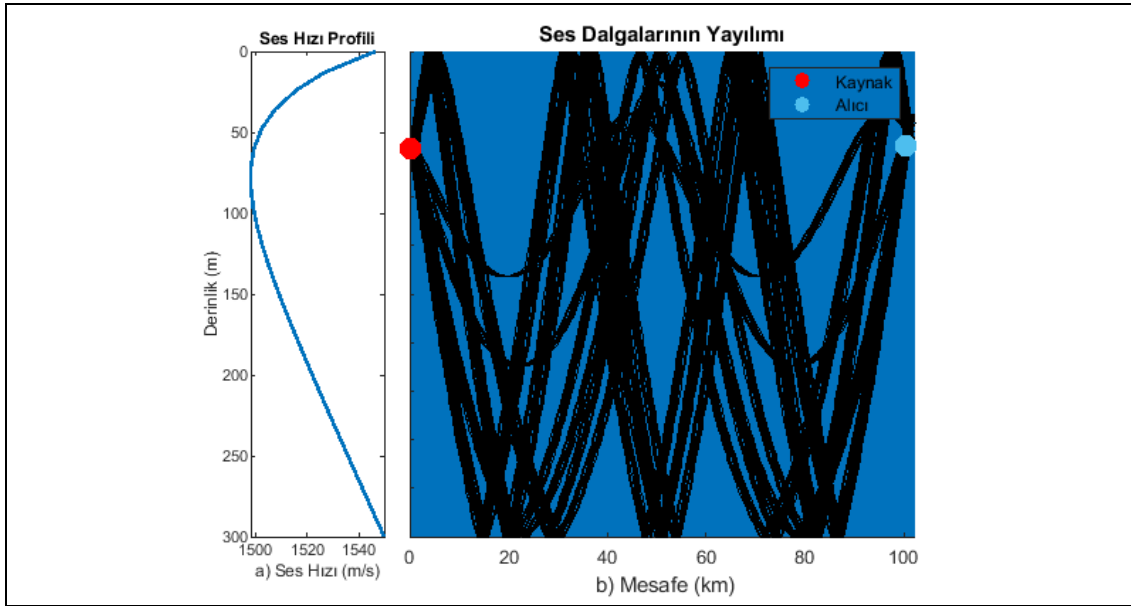
Yukarıda belirtilen olumsuz ortam şartlarındaki tespit performansını artırmak için bir dizi önlem alınabilir. Bu kapsamda öne çıkan çalışmalar müteakip maddelerde sıralanmıştır.

- Yayın frekansının tabaka altına nüfuz etmesi için azaltılması yani düşük frekans aktif sonar sistemleri kullanılması

- Yönlülüğü artırılmış sensörlerin/dizinlerin kullanımı ile gürültü miktarı azaltma/Sinyal Gürültü Oranı (SNR) artırma çalışmaları.

Ancak bu işlemler her ortam şartında beklentileri karşılayamamaktadır. Zorlayıcı ortam şartı olarak kabul edilen negatif ses hızının (derinlik ile azalan) etkin olduğu su şartlarında, tabakalaşma meydana gelmekte ve neticede gölge bölgeleri (Shadow Zone) oluşmaktadır. Gölge bölgelerinde sualtı hedef tespiti yapmak oldukça güçtür.

Şekil 1.1'de negatif ses hızı profilinin hâkim olduğu su şartlarında ses dalgalarının yayılımı görselleştirilmiştir. Şekilde siyah hatlar ses dalgalarının dağılımını temsil etmektedir. Şekil incelendiğinde ses dalgalarının yoğunlukla aşağı doğru kırıldığı ve kaynağa yakın mesafede kör/atlama bölgeleri oluştuğu görülmektedir.



Şekil 1.1: Gölge Bölgesi Gösterimi (a) Ses hızı profili gösterimi (b) Ses ışınlarının yayılımının gösterimi.

Tek bir sensör kullanım konsepti gölge bölgelerinde etkin değildir. Çünkü akustik yayılım yönü aşağıya doğru yani dibe doğru olmaktadır. Gölge bölgelerine nüfuz etmek için etkinliği artırılmış sensörler (alçak frekanslı, yüksek yönlülüğe sahip vb.) kullanımında dahi tespit alanı istenilen oranda artmamaktadır. Çözüm olarak birden fazla sensörden oluşan sensör ağları ön plana çıkmaktadır.

Bahse konu sualtı sensör ağlarında takip işlemi, değişen ortam şartları nedeniyle oldukça zorlayıcı ve karmaşık olabilmektedir. Sualtı ortam şartlarının dinamik olarak değişmesi nedeniyle hedefin muhtemel ortaya çıkacağı bölgeleri kestirmek her zaman mümkün olmamaktadır. Bu kapsamda literatürde değişken doğum modeline sahip RFS tabanlı filtreler önerilmiştir [1]. Ancak bu filtrelerin yörünge bilgisi oluşturamaması nedeniyle özellikle hedefin yörünge bilgisini çıkartmayı hedefleyen uygulamalarda kullanım alanı sınırlı kalmıştır.

Çoklu sensör yapısının sualtı ortam şartlarında kullanımında ortaya çıkan bir diğer sorun hedef tespit olasılığının akustik yayılım koşulları ile değişmesi ve sabit karakteristik göstermemesidir. Özellikle sensör ağlarının kaplama alanlarında akustik koşullar nedeniyle geçiş bölgeleri/gölge bölgeleri oluşması durumunda hedef bu bölgelerde iz takibinden düşmektedir. Bu nedenle sualtı sensör ağlarında sabit hedef tespit olasılığının kullanımı hedef takibinin sürekliliği açısından dezavantaj yaratmaktadır.

1.1. Katkı

Bu tez kapsamında Çoklu Sensörden oluşan, Multistatik Sonar Ağlarında (MSA) çoklu hedef takibinin etkin şekilde yapılmasına yönelik PMBM algoritması baz alınarak iki yeni algoritma önerilmiştir.

Öncelikle, senaryosu süresince değişen hedef sayısı değişikliklerine karşı PMBM öngörü adımında uyarlamalı ölçüm odaklı Poisson Doğum Modeli kullanılan Gürbüzleştirilmiş PMBM algoritması önerilmiştir. Bu sayede ilk iz başlatmada avantaj sağlanarak kardinalite hatası azaltılmıştır.

Tez kapsamında önerilen ikinci iyileştirme Multistatik sonar modeline bağlı olarak hedef tespit olasılığının algoritma dahilinde ele alınmasıdır. MSA her transmisyon adımında her bir alıcı-verici çifti dahil edilerek hedef tespit olasılığı hesaplanarak algoritmaya dahil edilmiştir. Önerilen Gürbüzleştirilmiş Modele Bağlı PMBM (RMDPMBM) algoritmasının yoğun dağınık bölgelerde MSA'lar için iz sürekliliğini bozmadan takip hatasını azaltmada avantaj sağladığı görülmüş ve hedeften temasın kesintili olacağı öngörülen bölgelerde hedef takibine kesintisiz devam edilebilmektedir. Önerilen algoritmanın başlıca tezahürleri, takip işleminde kardinalite hatasının azaltılması ve kesintisiz iz sürekliliğinin sağlanmasıdır.

1.2. Tez Sunum Planı

Tez çalışması 5 bölümden oluşmaktadır. Bölüm 2’de Hedef Takibi, Sonlu Rastsal Küme Yaklaşımı, Sualtı Hedef Takibi konularını kapsayan literatür özeti ve literatürde yer alan sualtı hedef takibine yönelik farklı yaklaşımlar anlatılmaktadır.

Bölüm 3’te tez kapsamında önerilen iki yeni algoritma açıklanmaktadır. Bahse konu bölümde öncelikle doğum modeli üzerinde yapılan değişiklik ile Gürbüzleştirilen algoritma anlatılmakta, müteakiben Multistatik akustik model çerçevesinde hesaplanan hedef tespit olasılığını temel alan Akustik Modele bağlı takip algoritması açıklanmaktadır.

Bölüm 4’te ise yeni önerilen algoritmaların performans kıyaslanması maksatlı simülasyon ve sonuçları sunulmaktadır. Öncelikle Gürbüzleştirilmiş PMBM ile klasik PMBM algoritmalarının kıyaslaması oluşturulan senaryolar çerçevesinde yapılmıştır. Daha sonra sualtı takibi özelinde MSA senaryoları oluşturularak önerilen algoritmaların performansı kıyaslanmıştır. Simülasyon sonuçları değerlendirildiğinde önerilen Gürbüzleştirilmiş Modele Bağımlı PMBM algoritmasının takip performansı açısından avantaj sağladığı görülmüştür.

Son olarak, nihai değerlendirme ve gelecek dönem çalışmalarına ilişkin açıklama Bölüm 5’te yapılmaktadır.

2. LİTERATÜR ÖZETİ

İkinci dünya harbi sonrası soğuk savaş yıllarında artan deniz altı tehdidiyle sualtı hedef takibine yönelik araştırmalar hız kazanmıştır. Bu kapsamda yalnızca kerteriz bilgisine dayalı (Bearing Only Tracking) pasif sonar takip algoritmaları ve aktif sonarlara yönelik takip algoritmaları geliştirilmeye başlanmıştır. Takip problemini tek hedef için takip ve çoklu hedef takibi olmak üzere iki başlık altında ele alabiliriz.

2.1. Tek Hedef Takibi

Tek bir hedef kerteriz bilgisine dayalı geliştirilen metotlar Klasik rasgele olmayan gerçekçi yöntemler ve optimal çözüm üretmeyi hedefleyen Bayes tabanlı filtreler olarak sınıflandırılabilir. Gelişen teknoloji ile artan işlemci gücü sayesinde, deterministik yöntemler yerini optimal çözümü hedefleyen Bayes takip yöntemlerine bırakmaktadır. Başlıca Bayes tabanlı filtreler aşağıda sunulmaktadır.

- Kalman Filtre
- Genişletilmiş Kalman Filtre
- Koksuz Kalman Filtre
- Parçacık Filtre
- Küpleme Kalman Filtre

Kalman Filtre, Bayes optimal çözümler arasında oldukça yaygın kullanılan yöntemdir. Kalman filtresi (Kalman Filter, KF) Gauss ölçüm gürültüsüne sahip doğrusal sistemlerde takip işlemini gerçekleştirmek için kullanılır [2]. Ancak, dinamik değişen ortam şartları nedeniyle su altı akustiği uygulamalarında, hedef kerteriz bilgisine ait gürültü dağılımının Gauss olmadığı veya doğrusal olmayan durum denklemleri ile modelin tanımlandığı durumların oluşması mümkündür. Yalnızca ölçüm hatalarının Gauss dağılımlı olması durumunda optimal çözüm üretmesi ve doğrusal olmayan ölçüm modelleri için sağlıklı çözüm üretmemesi nedeniyle KF'nin sualtı kullanım alanı gerçek saha uygulamalarında limitlidir.

Genişletilmiş Kalman Filtresi (Extended Kalman Filter, EKF), KF'nin doğrusal olmayan sistemlerde uygulanması maksadıyla önerilmiştir. Kısaca, Gauss olmayan gürültü modeli Taylor yaklaşımı kullanımıyla doğrusallaştırılır ve filtre uygulanarak takip performansı artırılır. EKF, kısa zamanda yaygın kullanım alanı kazanmıştır[3]. Ancak EKF uygulamalarında doğrusallaştırma işlemi güç olabilmektedir. Ayrıca modelin iyi tanımlanamadığı durumlarda istenilen doğruluk gereksinimlerini EKF karşılayamamaktadır [4].

Uygulamada karşılaşılan EKF'ye ait dezavantajları indirmek için 2000'li yılların başında Kokusuz Kalman Filtresi (Unscented Kalman Filtresi, UKF) sunulmuştur [5]. UKF birinci derece istatistiksel verileri (ortalama ve kovaryans) kullanarak doğrusal olmayan dönüşüm işlemini gerçekleştirmektedir. EKF yöntemine kıyasla oldukça sade bir algoritmadır. Ancak UKF gürültü modelinin model dahilinde doğru ele alınmadığı durumlarda düşük performans sergileyebilmektedir. Bu nedenle dinamik olarak gürültü modelinin uyarlandığı Uyarlanabilir Kokusuz Kalman Filtresi (Adaptive Unscented Kalman Filtresi, AUKF) önerilmiştir [6]. Geçtiğimiz yıllarda, Uyarlanabilir Kokusuz Kalman Filtresinin işlem maliyeti ve takip performansı açısından iyileştirilmesini sağlayan Gürbüzleştirilmiş Uyarlanabilir Kokusuz Kalman Filtresi (Robust Adaptive Unscented Kalman Filtresi, RAUKF) önerilmiştir [7].

Parçacık Filtreler (Particle Filter, PF), doğrusallık şartı aramayan ancak işlem yükü açısından maliyetli sayılan Bayes tabanlı filtrelerdir. İşlem maliyetlerinin yüksek olması sebebiyle 2000'li yıllara kadar saha kullanımı açısından tercih edilmemekteydiler. İşlemci performanslarının artmasıyla sahada uygulanabilirliği artan parçacık filtreler, doğrusal olmayan sistemlerde tercih edilmeye başlanmıştır. Parçacık filtreler hedef takibi için istenen Bayes optimal çözümü Sıralı Monte Carlo (Sequential Monte Carlo, SMC) yöntemi ile hesaplamaktadır. Parçacık filtresi probleminde, ölçümler/gözlemler kullanılarak zamana bağlı sonsal yoğunluk dağılım fonksiyonu (Probability Density Function, PDF) hesaplanarak hedef durum parametreleri tahmin edilmektedir. Çok boyutlu ve doğrusal olmayan problemlerde, sonsal PDF analitik olarak hesaplanamamaktadır. Bu nedenle yaklaşım metotları kullanılır [8].

Parçacıkların oluşturulması, parçacıklara ait ağırlıkların hesaplanması, parçacık dağılımının güncellenmesi ve yeniden örnekleme adımları olmak üzere 4 temel adımda filtre uygulanmaktadır.

Parçacıkların oluşturulma işlemi ve parçacıkların ağırlıklarının güncelleme işlemi önem yoğunluk fonksiyonundan yararlanılarak yapılır. Zaman içinde bazı parçacıklarının ağırlıklarının diğerlerine kıyasla çok artması neticesinde sonsal yoğunluk fonksiyonu (posterior) az sayıda parçacık (sadece yüksek ağırlıklılar/etkin) ile kestirilir. Bu husus tahmin doğruluğunun azalmasına neden olmaktadır. Etkin parçacık sayısının azalması kestirim performansını olumsuz yönde etkilemektedir. Bu durumun önüne geçerek etkin parçacık dağılımını sağlanması amacıyla yeniden örnekleme yaklaşımları kullanılmaktadır [9].

Parçacık filtrelerin durum vektörünün boyutlarının artmasıyla artan karmaşıklığı yüksek boyut laneti (curse of dimensionality) olarak adlandırılmakta ve uygulamada parçacık filtrenin dezavantajı olarak belirtilmektedir [10]. Parçacık ve Kokusuz Kalman Filtrelere alternatif olarak Küpleme Kalman Filtresi (Cubature Kalman Filter, CKF) kullanımı önerilmiştir. CKF üçüncü derece küresel küpleme yaklaşımını kullanarak doğrusal olmayan sonsal yoğunluk fonksiyonunu hesaplamaktadır. CKF'nin sadeleştirilmiş işlem yükü sayesinde doğrusal olmayan problemlerin etkin bir şekilde çözümlenebileceği yapılan çalışmalarda belirtilmektedir [11].

Bayes metotlarda hedefe ait modelin belirlenmesi takipçi performansını doğrudan etkilemektedir. Hedef modelinin tek bir denklem ile açıklanması her zaman mümkün değildir. Çözüm süresince model parametrelerinin dinamik olarak değiştiği senaryolarda (Örneğin Manevra yapan hedef problemi) hedefe ait kinematik değişimler tek bir model kullanılarak tanımlanamaz. Yüksek doğrulukta bir çözüm için, anlık olarak hedefe ait doğru dinamikler çevrim içi tahmin edilmeli ve modele tatbik edilmelidir. Bahse konu yaklaşım Etkileşimli Çoklu Model (Interacting Multi Model-IMM) olarak adlandırılır ve sonlu sayıda modelin farklı ortam değişkenleri için hedef davranışı tanımlayabileceğini varsayar. Bu yaklaşımın kullanımıyla takip performansında önemli ölçüde iyileşme gözlenmiştir. IMM yöntemi işlem yükü açısından maliyetlidir. Ancak performans artışı işlem maliyetine göre oldukça fazla olduğundan işlem maliyeti artışı dengelenebilir olarak kabul edilmektedir [12].

2.2. Çoklu Hedef Takibi

Hedef iz takibi tek bir hedef için yapılabileceği gibi birden çok hedefin olduğu çok tehditli ortamlarda da yapılabilmektedir. Tek Hedef Takip (THT) probleminden Çoklu Hedef Takibine (ÇHT) geçiş, yeni araştırmalar için odak noktaları ortaya çıkarmıştır. ÇHT probleminde birden fazla hareketli hedefin durum bilgisinin en doğru şekilde tahmin edilmesi hedeflenmektedir. THT'ye benzer şekilde, yapılan ölçümler ile elde edilen veriler üzerinde tespit algoritmaları koşturularak hedef tespiti yapılmaktadır.

Hedef durumuna ilişkin yapılan tahminler, alınan verilerin tespit olduğu varsayımına göre değerlendirilir ancak gerçek sistem uygulamalarında sahte hedef ve yanlış alarm durumunun oluşması kaçınılmazdır. Hedef/İz yönetiminde ölçümler ile izlerin ilişkilendirilmesinin tutarlı olması hedeflenmektedir.

Elde edilen ölçümlerin tespit edilen hedeflere doğru bir şekilde atanması ilişki belirsizliği nedeniyle (ölçümler ve hedefler arasında bilinmeyen ilişki) iz yönetiminde oldukça güç bir işlemdir. Tek hedef iz takibinde, birden fazla sensörden gelen verilerin atanmasında tercih edilen Global En Yakın Komşular Metodu (Global Nearest Neighbours- GNN) çoklu hedef ortamında iyi performans vermemektedir [13]. Gerçek ortam şartlarında elde edilen ölçümler sahte hedefleri de barındırmakta olup izleme yöntemi içerisinde bu durum göz önüne alınmalıdır. Bar-Shalom [14] ve Singer [15] tarafından yayımlanan Olasılıksal Veri Atama (Probabilistic Data Association-PDA) yönteminin gündeme geldiği bu çalışmalar, modern çoklu hedef takibinin gelişiminde önemli rol oynamıştır. Bu yöntemlerde her hedef için ayrık takip işlemi gerçekleştirilmektedir.

Belirlenen hedef/iz alanı/geçit (track gate) içerisindeki gözlemlerin olasıksal değerleri kullanılarak hesaplanan ağırlıklı ortalama değerine göre hedef ataması işlemini gerçekleştiren Bütünleşik Olasılıksal Veri Atama (Joint Probabilistic Data Association-JPDA) metodu [16] alternatif olarak önerilmiştir. JPDA, PDA metodunun geliştirilmiş halidir. JPDA özellikle yüksek gürültü içeren yani sahte hedeflerin yoğun olduğu ortam şartlarında tercih edilmektedir.

Müteakiben bütün hipotezlerin takip boyunca hesaba katıldığı Çoklu Hipotez Takibi (Multiple Hypothesis Tracking-MHT) metodu [17] gündeme gelmiştir. Bu metotta belirlenen hedef/iz alanına her gelen ölçüm değeri için yeni bir hipotez

oluşturulmaktadır. MHT uygulamalarında hipotez sayısını sınırlamaya yönelik sistematik yaklaşımdan uzak kural tabanlı yöntemler kullanılabilir. Ancak bu yöntemler sezgiseldir. JPDA metoduna kıyasla üstünlükleri olan MHT metodu [18]–[20] büyük işlem yükü getirmekte ve gerçek zamanlı sistemlerde uygulanması işlemci performansına bağlıdır.

Değişken SNR ortamında çok sensörlü hedef iz yönetimine ilişkin yayınlanan makalede [21], Gizli Markov Modeli (Hidden Markov Model) kullanılarak iz yönetimi (hedef onaylama ve sonlandırma, ekleme) yapılmış ve performansı incelenmiştir. Takip işleminin daha karmaşık hale geldiği bir senaryo olan “SNR seviyesinin hiç bilinmediği durum” için geliştirilen Bayes temelli takip metodu 2010 yılında yayınlamıştır [22].

Buraya kadar açıklanan yöntemler, JPDA ve MHT, klasik yöntemler olarak adlandırılmaktadır. Klasik yöntemler çoklu hedef durum bilgisinin, X , elde edilen ölçümlerin, Z , kullanılmasıyla tahmin edilmesini önermektedir. Tahmin işlemi sonsal yoğunluk fonksiyonu (posterior), $f(X|Z)$, kullanılarak yapılır. Artan hedef veya sensör sayısı sonsal yoğunluk fonksiyonu hesabına işlemsel ilave yük getirmekte ve ÇHT problemi kompleks hale gelmektedir.

Klasik yöntemler çoklu hedef takibinde hedef sayısının bilindiğini varsayar. Ancak yöntemdeki hedef sayısının bilindiği varsayımı hedef sayısının dinamik değiştiği durumlarda takip performansını olumsuz etkilemektedir.

Klasik çok hedef takip yöntemlerinin dezavantajlı yönleri göz önünde tutarak, hedef sayısının rastsal olduğunu kabul eden ve gerçek zamanlı sistemlere uyarlanabileceği değerlendirilen Sonlu Rastsal Kümeler (Random Finite Set, RFS) popülerliğini son yıllarda artırmıştır. Mahler tarafından, RFS yöntemlerinin matematiksel tabanı sonlu kümeler istatistiği (Finite Set Statistics, FISST) ile açıklanmıştır[23].

RFS metodu kullanılarak geliştirilen Olasıksal Hipotez Yoğunluğu (Probability Hypothesis Density, PHD) filtresi, RFS yaklaşım ile çoklu hedef takibinde birinci derece momentler kullanarak çözüm üretmeyi hedefleyerek Bayes yöntemlere kıyasla daha kompakt bir yapıda çözüm önermektedir[24].

PHD filtresindeki kardinalite tahmini genellikle birinci moment yaklaşımı nedeniyle kararsızdır. Kardinalize PHD filtresi (Cardinalized PHD, CHPD), PHD'nin kullandığı birinci momentlere ilave olarak RFS Kardinalize dağılımını da kullanarak takip işlemini gerçekleştirir [25].

PHD ve CPHD filtreleri, sade formülasyonları ve hesap yükü açısından kabul edilebilir karmaşıklığa sahip olmaları nedeniyle uygulama anlamında yaygın olarak tercih edilmektedirler. PHD/CPHD filtreleri gürültü (Clutter) ve hedef tespiti olasılığı parametrelerinin takip işlemi öncesinde bilindiğini varsayar. Takip modeli bu varsayıma dayanmaktadır. Ancak değişken gürültü ortamı veya tespit edilemeyen hedeflerin var olması (Missed Target) durumunda PHD takip performansı yanlı (biased) bir hal alarak ciddi anlamda düşmektedir. CPHD filtresinin kullandığı gürültü modeline ait parametreler uyarlanabilir hale getirilerek, çevrimiçi (online) bahse konu dezavantajlar giderilmeye çalışılabilir [26]. Gürültü profilinin hiç bilinmediği durumun ele alınmasına yönelik Vo ve Mahler tarafından yapılan çalışmada RFS yöntemlerin takip işleminde bahse konu limitler dahilinde başarılı olduğu gösterilmiştir.

PHD filtrelerinin çözümüne yönelik bazı yaklaşımlar önerilmiştir. Çözüm yaklaşımlarına, Gauss Karışımı PHD (GM-PHD), Parçacık filtre kullanımıyla SMC-PHD filtresi örnek olarak verilebilir.

GM-PHD yöntemi ölçüm modelinin doğrusal ve Gauss olduğunu kabul ederek takip işlemini gerçekleştirir. Ancak gerçek hayat sualtı takip uygulamalarında karşılaşılan gürültü profilinin doğrusal olmadığı bilinmektedir. Bu nedenle doğrusal olmayan problemlerin çözümünde tercih edilen SMC-PHD ön plana çıkmaktadır. SMC-PHD, bir yaklaşım yoluyla olasılık dağılım fonksiyonunu hesaplar. Bahse konu metodun dezavantajı işlem yükünün fazla olmasıdır [27].

PHD filtre metodlarında kullanılan modelin sadakati bilinmediğinden bir yaklaşım çerçevesinde çözüm sunulmaktadır. Bu yaklaşım nedeniyle özellikle artan sensör sayısı ile yanlılık hatası artmakta, takip performansı azalmaktadır. Dolayısıyla çoklu sensör kullanımıyla elde edilmesi planlanan kazançtan tam anlamıyla faydalanmak bu filtre ile mümkün değildir [28]. PHD ve CPHD filtrelerine ilişkin detaylar Bölüm 2.3.2-2.3.3'te sunulmaktadır.

Kardinalite dağılımının Bernoulli olduğu varsayımına dayalı tek hedef takibi için önerilen Bernoulli filtre (BF) metodunda, takip esnasında dinamik olarak değişen hedef statüsü (doğma veya kayıp) ele alınmaktadır [29]. BF'nin çoklu hedef uyarlaması Mahler tarafından yapılmış ve Çok hedefli Çoklu BF (Multi-Target Multi-Bernoulli Filter, MeMber/MBF) ismiyle kitabında açıklanmıştır [23]. Ancak Mahler'in önerdiği MeMber filtresinde Kardinalite değişimleri yanlı şekilde tahmin edilmektedir. Kardinalite tahmin hatasını düzelten MeMber (Cardinality Balanced

MeMber, CBMeMber) filtresi Vo tarafından önerilmiş olup bahse konu filtrenin parçacık filtre yaklaşımı kullanılarak doğrusal olmayan sistemlere uygulanabileceği belirtilmiştir [30]. Parçacık filtre ile çözülen MBF, SMC-PHD'ye üstünlük sağlar. Ayrıca MeMber ve CBMeMber filtreleri, CPHD ve PHD filtrelerinden farklı olarak birinci derece momentler ile takip işlemini gerçekleştirmez, Çoklu Hedef Sonsal Yoğunluk Fonksiyonunu (Multi-Object Posterior Probability Density Function) hesaplayarak çözüme gider.

Şu ana kadar ki bahsedilen metotlarda kardinalite kullanılarak hedef sayısı belirlenmektedir. Hedefler rastsal küme içinde sıralı değildir. Çözüm esnasında hedef sayısının azalması veya artması durumunda, mevcut takip edilen hedefler/izler ile ilişki kurulamayarak takipte kopma veya kesinti olabilmektedir.

2013 yılında takip işleminin kesintisiz yapılabileceğini vurgulayan çalışma yayınlanarak çok hedefli kesintisiz takip işleminin RFS yaklaşımına dayalı hedeflerin kardinalite bilgilerine ait önsel olasılık bilgisinin kullanımı ile yapılabilirliği gösterilmiştir. Bu metot Etiketlenmiş Çoklu-Bernoulli Filtresi (Labeled MBF,LMBF) olarak literatürde tanımlanmıştır [31]. Takip eden yayınlarda, LMBF kullanımı ile gerçekleştirilen takip işlemleri incelenmiş ve klasik MBF'ye kıyasla LMBF'nin düşük kardinalite hatası yarattığı görülmüştür.

Bahse konu metodun işlem maliyetini düşürerek gerçek hayat uygulamalarında etkin bir şekilde uygulanması için Genelleştirilmiş LMBF (Generalized Labeled MBF, GLMBF) metodu önerilmiştir. GLMBF'de güncelleme ve tahmin işlem basamaklarında hızlandırılması sağlanarak algoritma sadeleştirilmiştir[32], [33]. GLMBF metodu, hedef sayısının dinamik olarak yüksek doğrulukta belirlenebilmesi için önsel kardinalite dağılımı bilgisine ihtiyaç duymaktaydı. Bu bilgiye ihtiyaç duymadan hedeflerin yaratılabileceği, bunun için ölçüm verisinin kullanımının yeterli olacağı takip eden yayınlarda belirtilmiştir [34].

GLMBF etkinliği, Gibbs Örnekleme yöntemi kullanılarak artırılmıştır[35]. Etkinlik artırılmasıyla ifade edilmek istenen husus karmaşıklığın doğrusallaştırma yoluyla sadeleştirilmesi ve işlem yükünün indirgenmesidir. Etkinlik artırılmasına yönelik diğer bir çalışmada, hedef takibinin kesintisiz yapılması için hedefin var olduğu durum LMBF ile hedefin var olma olasılığının çok düşük olduğu durum ise Poisson RFS ile modellenmiştir. Bahse konu Yöntemde, LMBF sadece hedefin varlığına ilişkin kuvvetli kanıtlar elde edilmişse hesaplamaya dahil edilmektedir[36].

Önerilen yöntem takip performansında kayıp yaşatmadan LMBF algoritmasının uygulamasını işlem yükü açısından sadeleştirmiştir.

RFS yaklaşımındaki ölçüm verilerinin atanması işleminden kaçınan Marjinal Çoklu-Bernoulli filtre yöntemleri önerilmiştir. Tam Bayes RFS filtresinin bir formunu türeten marjinal Çoklu-Bernoulli filtreler, Çoklu Hipotez Takibine (MHT) benzer bir veri yapısında, verilerinin atanmasını örtülü olarak gerçekleştirmektedir. Takip Odaklı Marjinal Çoklu-Bernoulli/Poisson (Target-Oriented Marginal Bernoulli/Poisson TOMB/P) filtresi ve Ölçüm Odaklı Marjinal Çoklu-Bernoulli/Poisson (Measurement-Oriented Marginal Bernoulli/Poisson-MOMB/P) Filtreleri, RFS yaklaşımı ile PDA yaklaşımının bütünleşmiş bir biçimde kullanılmasıyla çoklu hedef takibini gerçekleştirmektedir. Bahse konu filtreler, özellikle düşük tespit olasılığının olduğu durumlarda takip performansı açısından CHPD ve MeMber yöntemlerine kıyasla fayda sağlamaktadır [37]. Bu nedenle LMBF ve GLMBF yöntemlerine alternatif olarak önerilmektedir.

RFS yöntemlerin değişken model ve ortam şartlarına ilişkin dayanıklılığına ilişkin çalışmalar bulunmaktadır. Hedef takip problemlerinde zorlayıcı senaryo olarak kabul edilen “Manevra Yapan Hedef” problemin kablosuz (wireless) sensör ağ yapısı kullanımıyla çözümü ele alınmıştır. Bahse konu çalışmada, IMM yöntemi örnek alınarak geliştirilen Çoklu Model Bernoulli (Multi-Model Bernoulli Filter) filtresi uygulanmış ve hedef tespiti kesintili (kayıp) olması durumunda dahi takip işlemi başarılı bir şekilde yapılmıştır [38].

2.3. Sonlu Rastsal Küme (RFS) Yaklaşımı

Mahler tarafından, RFS yöntemlerin matematiksel tabanı sonlu kümeler istatistiği (Finite Set Statistics, FISST) ile açıklanmıştır. Veri füzyonu bu istatistiksel çerçeve içinde küme teorisiyle birleşik olarak ele alınmıştır.

2.3.1. Sonlu Kümeler İstatistiği (FISST)

FISST Bayes kestirim/takip yöntemlerinin uygulanması için matematiksel bir araçtır. FISST kullanımı ile RFS metotlar geliştirilmiş ve çok sensörlü çoklu hedef takip işlemi tek sensör tek hedef problemine dönüştürülmeye çalışılmıştır [27]. Bu

maksatla bütün sensörler bir meta-sensör içerisinde, bütün hedefler bir meta-hedef içerisinde ve son olarak bütün gözlemlerde bir meta-gözlem içerisinde (bkz. Şekil 2.1) ele alınır [39].

RFS yaklaşımında Çoklu Hedef Takibi (ÇHT) modellenmesi, rastsal durum vektörleri içeren rastsal takip kümesi ile yapılmaktadır.

$$\mathcal{X} = \{\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(n)}\} \in \mathbb{R}^{n_x} \quad (2.1)$$

Çözüm kümesi \mathcal{X} , n sayıda kümeden oluşmaktadır. Bu sayı \mathcal{X} kümesinin kardinalitesi olarak adlandırılır. Her rastsal küme n_x boyutlu rastsal vektörden oluşmaktadır. Çözüm uzayında yer alan rastsal kümelerin sıralaması önemli değildir.

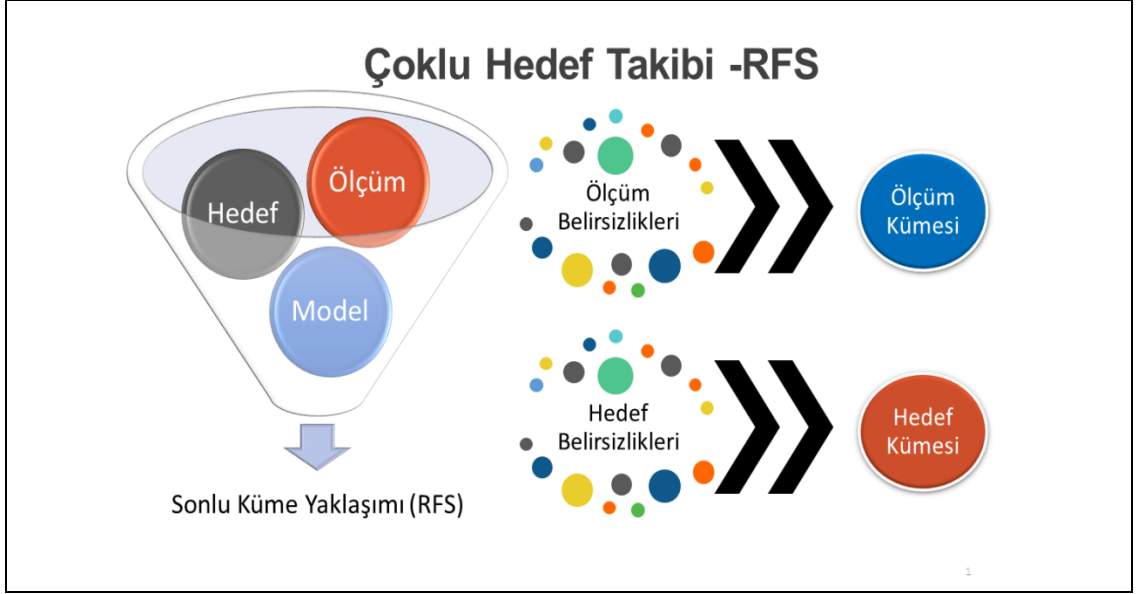
$$\{\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(n)}\} = \{\mathbf{x}^{(n)}, \dots, \mathbf{x}^{(1)}\} \quad (2.2)$$

RFS yaklaşımının FISST [23] çerçevesinde ele alınması ile Çoklu Hedef Sonsal Yoğunluk Fonksiyonu (Multi-Object Probability Density Function), $f_{\mathcal{X}}(\mathcal{X})$, hesaplanabilir.

$$f(\mathcal{X}) = n! \rho(n) f_n(\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(n)}) \quad (2.3)$$

Denklemden $\rho(n)$ ifadesi, n kardinalite dağılım değeri için olasılık yoğunluk fonksiyonunu (Probability Mass Function, PMF) ifade etmektedir. Denklemden yer alan diğer fonksiyon rastsal kümeler için bütünleşik olasılık yoğunluk fonksiyonudur, $f_n(\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(n)})$. Bu fonksiyon rastsal kümelerden oluşmaktadır ve sıralama önemli değildir dolayısıyla n permütasyon değeri kadar farklı kombinasyon olasıdır. Kardinalite değerinin 0 değerine eşit olması durumunda Çoklu Hedef Sonsal Yoğunluk Fonksiyonu aşağıdaki şekilde yazılabilir,

$$f(\emptyset) = \rho(n) \quad (2.4)$$



Şekil 2.1: RFS yaklaşımında belirsizlikler küme dahilinde ele alınır.

2.3.1.1. Olasılık Üreten Fonksiyoneller

Aşağıda belirtilen denklem ile ifade edilen olasılık üreten fonksiyonlar (Probability Generating Functionals, PGFL), aynı rastsal değişkenlerdeki olasılık üreten fonksiyonları gibi davranır.

$$G_{\psi}[h] = \mathbb{E}[h^{\Psi}] = \int h^Y \cdot f_{\psi}(Y) \delta Y \quad (2.5)$$

Yukarıdaki ifade yer alan h^Y ifadesi,

$$h^Y \triangleq \begin{cases} \prod_{y \in Y} h(y), & Y \neq \emptyset \\ 1, & Y = \emptyset \end{cases} \quad (2.6)$$

olarak yazılabilir. Denkleminde yer alan h^Y ifadesi 0-1 arasında bir değer alır. Çoğunlukla birkaç sensörün hedef tespit olasılığı veya kaplama alanı (Figure of View, FOV) değeri olarak adlandırılır. Bu bilgiler ışığında PGFL'yi daha somut açıklayacak olursak;

“ $G_{\psi}[h]$ bize Ψ rastsal kümesinin FOV dahilinde olma olasılığını verir”.

2.3.1.2. Küme İntegrali

Olasılık Üreten Fonksiyonelleri ifade ederken kullanılan küme integrali aşağıdaki eşitlik ile açıklanabilir.

$$\begin{aligned} \int f(Z|x)\delta Z &= f(\emptyset|x) + \frac{1}{1!} \int f(\{z\}|x)dz \\ &+ \frac{1}{2!} \int f(\{z_1, z_2\}|x)dz_1dz_2 + \dots \\ &+ \frac{1}{m!} \int f(\{z_1, \dots, z_m\}|x)dz_1 \dots dz_m \end{aligned} \quad (2.7)$$

İntegral alınırken kümelerin kardinalitesi ile hareket edilir ve bütün olasılıkların kapsanması hedeflenir. Kümelerin elemanlarının yer değiştirmesi sonucunda kümenin tanımı değişmeyeceğinden dizilimden bağımsız hesaplamanın yapılması gerekmektedir. Bu nedenle elde edilen integral değeri kümenin kardinalitesinin permütasyonuna bölünmelidir.

2.3.1.3. Olasıksal Hipotez Yoğunluğu

Çoklu hedef durumlarında istatikselsel ortalamanın nasıl hesaplanacağı sorusunun gündeme gelmesiyle Olasıksal Hipotez Yoğunluğu (Probability Hypothesis Density, PHD) konsepti ortaya çıkmıştır. İki küme değerinin doğrudan toplamı yapılamayacağı için olasıksal ortalamanın hesaplanmasında kullanılan “Olasıksal yoğunluk fonksiyonunun” birinci momentini almak matematiksel olarak mümkün olmamaktadır. Alternatif olarak sonlu küme uzayından vektör uzayına dönüşüm gündeme gelmiştir. Bu dönüşüm sayesinde iki kümenin toplamı yapılarak birinci moment hesaplanabilmektedir çünkü bu durumda iki kümenin birleşimi toplama olarak ifade edilebilmektedir, $T_{X \cup X'} = T_X + T_{X'}$. Dolayısıyla PHD ile birinci moment gösterimi indirekt olarak yapılır.

$$\mathbb{E}[T_X] = \int T_X \cdot f_X(X)\delta X \quad (2.8)$$

İfadede yer alan T_X olarak dirak delta yoğunluğu seçildiği takdirde işlem kolaylığı sağlanacaktır. Dolayısıyla ifade aşağıdaki denkleme dönüşür.

$$D_X(x) = \mathbb{E}[\delta_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})] = \int \delta_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) \cdot f_{\mathbf{x}}(X) \delta X = \int f_{\mathbf{x}}(\{x\} \cup \mathbf{x}) \delta \mathbf{x} \quad (2.9)$$

Denklemden yer alan Dirac delta yoğunluğu, $\delta_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})$, aşağıdaki şekilde küme toplamı şeklinde yazılabilir.

$$\delta_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) = \sum_{x' \in \mathbf{x}} \delta_{x'}(x) \quad (2.10)$$

Hesaplama uzayında belirlenen bir alanda hesaplanan birinci moment, o bölgedeki nesne/hedef sayısını vermektedir.

Benzer yaklaşımla, PHD ($D_{k|k}(x)$)'nin belirli bir alt küme sınırları içinde alınan küme integrali bize o alandaki tahmini nesne sayısını (hedef sayısını) verir. Bu sayede kardinalite hesabı yapılabilmektedir.

$$\mathbb{E}[|\mathbf{x} \cap \mathbf{A}|] = \int_{\mathbf{A}} D_X(x) dx \quad (2.11)$$

Benzer yaklaşımla bütün uzayın ele alındığı birinci moment, uzaydaki toplam hedef sayısını vermektedir. Her zaman PHD integralinin "1" değerine eşit olmaması nedeniyle, PHD'nin olasılıksal yoğunluk fonksiyonu olduğu söylenemez.

2.3.1.4. Poisson RFS

Poisson RFS \mathcal{X} kümesi kardinalite dağılımının poisson olduğunu kabul eder. Poisson dağılımı ortalama, μ , değeri ile yani tek bir parametre ile tanımlanabilmektedir. Poisson dağılımının varyans değeri ortalama değeri ile aynıdır. Poisson kardinalite dağılımı,

$$\rho(n) = \frac{e^{-\mu} \mu^n}{n!} \quad (2.12)$$

şeklinde ifade edilir. Herhangi n kardinaliteye sahip bir RFS kümesi için Çoklu Hedef Sonsal Yoğunluk Fonksiyonunu, rastsal değişkenlerin birbirinden bağımsız ve aynı olasılıksal dağılım değerine sahip olduğu varsayımı ile aşağıda eşitlik ile yazılabilir.

$$f(\mathcal{X}) = e^{-\mu} \prod_{x \in \mathcal{X}} \mu f(\mathbf{x}) \quad (2.13)$$

2.3.1.5. Bernoulli RFS

Bernoulli RFS \mathcal{X} kümesinin var olma olasılığının r olduğunu kabul eder. Bu kabule dayanarak bütünleşik yoğunluk fonksiyonun, $f_n(\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(n)})$ olma olasılığı $1 - r$ olacaktır. Çoklu Hedef Sonsal Yoğunluk Fonksiyonu bu kabullere dayanarak,

$$f(\mathcal{X}) = \begin{cases} 1 - r & \mathcal{X} = \emptyset \\ r f(x) & \mathcal{X} = \{\mathbf{x}\} \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.14)$$

şeklinde yazılabilir.

2.3.1.6. Çoklu-Bernoulli RFS

Çoklu-Bernoulli RFS \mathcal{X} kümesi, birbirinden bağımsız Bernoulli RFS $\mathcal{X}^{(j)}, j \in \{1, \dots, J\}$ kümelerinin birleşimidir. Her bir Bernoulli kümesinin var olma olasılığı $r^{(j)}$ olarak belirlenmiştir. Bütünleşik yoğunluk fonksiyonu, RFS kümelerinin birbirinden bağımsız olması göz önünde tutularak $f^{(j)}(\mathcal{X}) = \prod_{j=1}^J X^{(j)}$ olarak yazılabilecektir. Bu eşitlikte X global RFS kümesinin alt kümeleri olarak gösterebileceğimiz her bir Bernoulli RFS, $X^{(j)}, j \in \{1, \dots, J\}$, şeklinde ifade edilmektedir. Çoklu-Bernoulli RFS için Çoklu Hedef Sonsal Yoğunluk Fonksiyonu ifade etmek için FISST yaklaşımından yararlanabilir. Bir birinden bağımsız iki RFS kümenin birleşim işlemi, $\mathcal{X} = X_1 \mathbf{U} X_2$, sonucu ortaya çıkan olasılık dağılım fonksiyonu bu iki kümenin konvolüsyonuna eşittir [23], [37].

$$f_{\mathcal{X}}(\mathcal{X}) = \sum_{\mathcal{Y} \subseteq \mathcal{X}} f_{\mathcal{X}_1}(\mathcal{Y}) f_{\mathcal{X}_2}(\mathcal{X} \setminus \mathcal{Y}) \quad (2.15)$$

2.3.2. Olasıksal Hipotez Yoğunluğu Filtresi

RFS metodu kullanılarak geliştirilen Olasıksal Hipotez Yoğunluğu (Probability Hypothesis Density, PHD) filtresi, RFS yaklaşım ile çoklu hedef takibinde birinci derece momentler kullanarak çözüm üretir. Ön varsayım, SNR seviyesinin yeterli istatistik olarak kabul edecek kadar yüksek olmasıdır. Yüksek SNR, sonsal dağılımın yüksek dereceli istatistiklerinin önemini azaldığı ve birinci derece momentin yeterli istatistiklere yaklaştığı küçük kovaryans anlamına gelir. Ayrıca PHD filtresinde olasılıksal dağılımının iki zaman aralığında değişmediği devamlılık sağladığı varsayımı yapılmaktadır. Bu nedenle, çoklu hedef dağılımı, çoklu hedef yoğunluğunun başlangıç değeri, $D_{k|k}(\mathbf{x})$ kullanılarak ifade edilebilir;

$$f_{k|k}(\mathcal{X}|Z_k) \cong f(\mathcal{X}|D_{k|k}) \quad (2.16)$$

Mahler, bu ilk yoğunluğa “intensity yoğunluğu” veya “PHD” olarak atıfta bulunmuştur [24]. PHD filtresi, sonsal yoğunluk dağılımını Poisson Çoklu Hedef dağılımını kullanarak yakınsama yoluyla elde etmeyi hedefler. Poisson RFS \mathcal{X} kümesi kardinalite dağılımının poisson olduğunu kabul eder. Bu yaklaşım tek hedef takibindeki sabit kazanç değerli Kalman filtreye ($\alpha - \beta - \gamma$ filtresi) benzerlik göstermektedir.

PHD'nin hedef durum uzayının herhangi tanımlı bölge için integrali, $S \in \mathcal{X}$, o bölge için hedef veya kardinalite değerini verir.

$$\mathbb{E}[|\mathbf{x} \cap S|] = \int_S D_{k|k}(x|Z_k) dx \quad (2.17)$$

PHD çok-modlu sonsal yoğunluğa sahiptir ve çok-modlu yoğunluktaki her tepe noktası ayrı bir hedefi ifade eder. Bu tepe noktaları, hedeflerin durumunu tahmin etmek için kullanılır [40].

PHD, karşılık gelen ölçümleri dikkate alarak hedef yoğunluk değerini tahmin eder. PHD filtresi, sonsal yoğunluk dağılımının Poisson Çoklu Hedef dağılımına sahip olduğunu varsayar. Bu varsayımı kullanmanın nedeni, iki dağılım arasındaki farkı ölçmek için kullanılan metriği, Kullback-Leibler mesafesini minimize etmek ve ideal çözüme yakınsamaktır.

Poisson dağılımı ortalama, μ , değeri ile yani tek bir parametre ile tanımlanabilmektedir. Herhangi n kardinaliteye sahip bir RFS kümesi için Poisson Çoklu Hedef Sonsal Yoğunluk Fonksiyonunu, küme içindeki elemanların birbirinden bağımsız ve aynı olasılıksal dağılım değerine sahip olduğu varsayımı ile yazarsak,

$$f(\mathcal{X}) = e^{-\bar{\lambda}} \prod_{x \in \mathcal{X}} \lambda f(x) \quad (2.18)$$

denklemini elde ederiz. Bu denklemde yer alan $\lambda f(x)$ ifadesi, olasılıksal hipotez yoğunluğunu (PHD) gösterdiği varsayılmaktadır. Bahse konu yakınsama için eşitlikte sunulan RFS poisson yoğunluk dağılımındaki poisson yoğunluk parametresinin (λ), PHD ($D_{k|k}(x)$) dağılımına eşit olduğunu varsayımı yapılır.

PHD değeri, filtrenin her bir tahmin ve güncelleme adımında hesaplanır. Öngörülen çoklu hedef sonsal dağılımının, kümedeki öğelerin bağımsız ve özdeş olduğu varsayımıyla yaklaşık olarak (2.13)'te belirtilen Poisson Çoklu Hedef dağılımı olduğu kabul edilerek, PHD eşitliğini ($D_{k|k}(x)$) poisson dağılımı kullanarak yazarsak aşağıdaki eşitlik elde edilir;

$$f_{k|k'}(\mathcal{X}|Z_{k'}) \cong e^{-\left(\int D_{k|k'}(x'|Z_{k'}) dx'\right)} \prod_{x \in \mathcal{X}} D_{k|k'}(x|Z_{k'}) \quad (2.19)$$

PHD filtresi uygulamalarında, Gauss Karışımı (Gaussian Mixture) veya Parçacık filtre yaklaşımı kullanılmaktadır.

RFS PHD filtresi, Bayes yöntemlere kıyasla daha kompakt bir yapıda çözüm önermektedir[24]. Özellikle tek sensörlü bir problemde PHD oldukça etkili bir algoritmadır [27]. Ancak sensör sayısı, N, artışıyla PHD filtresi kompleks hale gelmekte ve işlem yükü açısından verimi azalmaktadır. Özetle, PHD sensör sayılarının hesaba katılması anlamında asimptotik olarak verimli [41] ancak işlem yükü bakımından artan sensör sayısı ile üssel karmaşıklık karakteristiği

göstermektedir [39]. Ayrıca, PHD filtresindeki kardinalite tahmini yalnızca birinci moment yaklaşımı kullanımı nedeniyle kararsızdır.

2.3.2.1. Öngörü Basamağı

Öngörü adımında, PHD yeni/doğan hedefler, devam eden hedefler ve ayrışan hedefler olmak üzere üç farklı hedef olasılığını göz önünde bulundurur. Her olasılık ayrı bir rastgele küme ile gösterilir ve çoklu hedef durumu bu üç rastgele kümenin birleşimi olarak ifade edilebilir.

$$X_k = B_k \mathbf{U} P_{k|k'}(x_{k'}) \mathbf{U} S_{k|k'}(x_{k'}) \quad (2.20)$$

Öngörülen yoğunluk, küme teorisi için Bayes özyinelemeli yaklaşım kullanılarak hesaplanır,

$$D_{k|k'}(\mathbf{x}|Z_{k'}) = \underbrace{b_{k|k'}(\mathbf{x})}_{\text{Doğum}} + \underbrace{\int p_S(x') f_{k|k'}(\mathbf{x}|x') D_{k'|k'}(x'|Z_{k'}) dx'}_{\text{Devam Eden}} + \underbrace{\int b_{k|k'}(\mathbf{x}|x') D_{k'|k'}(x'|Z_{k'}) dx'}_{\text{Ayrışan}} \quad (2.21)$$

PHD filtre uygulamalarında Gaussian Karışım veya Parçacık filtre yöntemleri kullanılmaktadır. Hareket modelinin lineer olduğu varsayılarak tahmin adımı Gauss Karışım Modeli (GMM) ile hesaplanabilir [42]. Farklı hedef olasılıklarına ait PHD değerlerinin toplamı olarak öngörülen yoğunluk hesaplanabilir;

$$D_{k|k'}(\mathbf{x}) = D_{k|k'}^B(x) + D_{k|k'}^p(x) + D_{k|k'}^S(x) \quad (2.22)$$

Devam eden hedefin Gauss dağılım parametreleri, lineer modellerde Gauss dağılımının özelliklerini kullanarak önceki adımın PHD parametrelerinin yayılmasıyla hesaplanabilir,

$$D_{k|k'}^p(x) = p_k^S(x) \sum_{h=1}^{N_k^p} w_{k|k'}^{p,h} N(x; \mu_{k|k'}^{p,h}, P_{k|k'}^{p,h}) \quad (2.23)$$

dağılımın ortalaması (μ) ve kovaryansı (P) şu şekilde ifade edilebilir:

$$\mu_{k|k'}^{p,h} = F_{k-1} \mu_{k'|k'}^{p,h} \quad (2.24)$$

$$P_{k|k'}^{p,h} = F_{k'} P_{k'|k'}^{p,h} F_{k'}^T + Q_{k'} \quad (2.25)$$

ağırlıklar hayatta kalma olasılığı kullanılarak tahmin edilir,

$$w_{k|k'}^{p,h} = p_k^S(x) w_{k'|k'}^h \quad (2.26)$$

devam etmekte olan hedef sayısı tahmin adımında değişmeden sabit kalır.

$$N_{k|k'}^p = N_{k'|k'}^p \quad (2.27)$$

Doğum yoğunluğu bir Gauss Karışımı formuna sahiptir ve parametreleri ($w_k^{b,n}, N_k^b, \mu_k^{b,n}, P_k^{b,n}$) aşağıda verilmiştir. Bu parametreler doğum yoğunluğunun şeklini tanımlar.

$$D_{k|k'}^B(x|Z_{k'}) = \sum_{n=1}^{N_k^b} w_k^{b,n} N(x; \mu_k^{b,n}, P_k^{b,n}) \quad (2.28)$$

Doğum yoğunluğuna benzer şekilde, ayrışan hedeflerin yoğunluğu da Gauss Karışımı formuna sahiptir. Ortaya çıkan bir hedef, ebeveyninin yakınında olacak şekilde modellenir. Bu nedenle, hesaplamada önceki durum dikkate alınır. Bir hedefin doğum yoğunluğunun şekli, önceki durum ve verilen model parametreleri ile tanımlanır [43].

$$D_{k|k'}^S(x) = \sum_{i=1}^{J_{k'}} \sum_{h=1}^{N_k^S} w_{k|k'}^i w_{k|k'}^{S,h} N(x; \mu_{k|k'}^{S,(i,h)}, P_{k|k'}^{S,(i,h)}) \quad (2.29)$$

dağılımın ortalaması (μ) ve kovaryansı (P) şu şekilde ifade edilebilir:

$$\mu_{k|k'}^{S,(i,h)} = F_{k'}^{S,h} \mu_{k'|k'}^{S,i} + d_{k'}^{S,h} \quad (2.30)$$

$$P_{k|k'}^{S,(i,h)} = F_{k'}^{S,h} P_{k'|k'}^{S,i} (F_{k'}^{S,h})^T + Q_{k'}^{S,h} \quad (2.31)$$

2.3.2.2. Güncelleme Basamağı

Tahmin basamağından elde edilen dağılımlar, güncelleme basamağından elde edilen ölçümler ve hedefin tespit edilememe durumu göz önünde tutularak PHD değeri güncellenir. Ölçümler, gürültü ve hedef kaynaklı elde edilen ölçümler iki bağımsız rastgele kümenin birleşimi olarak tanımlanabilir.

$$Z_k = T_k \mathbf{U} C_k(x_k) \quad (2.32)$$

Güncelleme adımında bu iki rastgele küme dikkate alınır. İlave olarak güncelleme adımı tespit edilemeyen hedefleri de içerir. Tespit edilemeyen hedefler şu şekilde ifade edilir:

$$P^{MD} = (1 - P^D) \quad (2.33)$$

Bayes yaklaşımı dikkate alındığında; sonsal dağılım değeri, PHD tahmin adımında elde edilen yoğunluk ve hatalı alarmlar kaynaklı ölçümlerden elde edilen yoğunluk değeri ile orantılıdır.

$$f_{k|k}^i(x) \propto D_{k|k}(\mathbf{x}|Z_k) = \underbrace{g_{k|k'}(Z_k|\mathbf{x})D_{k|k'}(\mathbf{x})}_{\text{Tespit Edilen}} + \underbrace{P^{MD}(\mathbf{x})D_{k|k'}(\mathbf{x})}_{\text{Tespit Edilemeyen}} \quad (2.34)$$

burada,

$$g_{k|k'}(Z_k|\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{z} \in \mathcal{Z}} \frac{P^D(\mathbf{x})f_k(\mathbf{z}|\mathbf{x})}{\kappa_k(\mathbf{z}) + \int P^D(x')f_k(\mathbf{z}|x')D_{k|k'}(x')dx'} + P^{MD} \quad (2.35)$$

$\kappa_k(\mathbf{z})$ ile gürültü yoğunluğu ifade edilmektedir. Bu ifade, Poisson parametresi λ_k ve gözlem uzayında gürültü dağılımı $c_k(\mathbf{z})$ olacak şekilde,

$$\kappa_k(\mathbf{z}) = \lambda_k c_k(\mathbf{z}) \quad (2.36)$$

yazılabilir. Bu ifadenin çözümü nümerik olarak yapılabilir. Modelin doğrusal olduğu durumlarda GMM, modelin doğrusal olmadığı durumlarda ise parçacık filtre ile dağılımlar elde edilebilir. GMM kullanarak denklem yazılırsa [42],

$$D_{k|k}(x) = \sum_{\mathbf{z} \in \mathcal{Z}} \sum_{j=1}^{J_{k|k'}} w_k^{(j)}(\mathbf{z}) N(x; \tilde{\mu}_{k|k}^j(\mathbf{z}), \tilde{P}_{k|k}^j) + \lambda_{k|k}(x) \quad (2.37)$$

ifadesi elde edilir. Denklemde hedefin tespit edilememe durumu, $\lambda_{k|k}(x)$, hedefin tespit edilememe olasılığına bağlı olup,

$$\lambda_{k|k}(x) = P^{MD} D_{k|k'}(x) \quad (2.38)$$

şeklinde gösterilebilir. Denklem (2.37)'de hedeften tespit edilmesi durumunda oluşturulan yoğunluk ağırlık değeri, yanlış alarm değeri ve hedef tespit olasılığı göz önünde alınarak aşağıdaki denklemde belirtilen eşitlik ile hesaplanır.

$$w_k^{(j)} = \frac{P_k^D w_{k|k'}^{(j)} N(z; H_k \mu_{k|k'}^j, H_k P_{k|k'}^j (H_k)^T + R_k)}{\kappa_k(\mathbf{z}) + P_k^D \sum_{j=1}^{J_{k|k'}} w_{k|k'}^j N(z; H_k \mu_{k|k'}^j, H_k P_{k|k'}^j (H_k)^T + R_k)} \quad (2.39)$$

Denklem (2.37)'de yer alan $\tilde{\mu}_{k|k}^j(\mathbf{z}), \tilde{P}_{k|k}^j$ ifadeleri kalman güncelleme adımları kullanılarak hesaplanabilir.

$$\tilde{\mu}_{k|k}^j(\mathbf{z}) = \mu_{k|k'}^j + K_k^j (z - H_k \mu_{k|k'}^j) \quad (2.40)$$

$$\tilde{P}_{k|k}^j = [I - K_k^j H_k] P_{k|k'}^j \quad (2.41)$$

burada,

$$K_k^j = P_{k|k'}^j H_k \left(H_k P_{k|k'}^j H_k^T + R_k \right)^{-1} \quad (2.42)$$

PHD güncelleme basamağı incelendiğinde işlem sayısındaki artışın, her güncellemedeki ölçüm sayısı ve o andaki Gauss bileşen sayısı doğrultusunda artış gösterdiği görülmektedir $O(z_k \times J_{k|k'})$. Dolayısıyla herhangi bir sınır bulunmamakta ve işlem yükü zamanla artış gösterebilmektedir.

İşlem sayısının azaltılmasına yönelik, ağırlık seviyesine limit değer uygulayarak limit altındaki dağılımların ihmal edilmesi, yakın dağılım değerlerinin birleştirilmesi (merging) ve en yüksek katsayılara sahip ağırlıkların belirli bir sayı ile sınırlandırılmasına (capping) yönelik algoritmalar kullanılmaktadır.

2.3.2.3. Kardinalize PHD Filtresi (Cardinalized PHD, CHPD)

Kardinalize PHD filtresi (Cardinalized PHD, CHPD), PHD'nin kullandığı birinci momentlere ilave olarak RFS Kardinalite dağılımını da kullanarak takip işlemini gerçekleştirir [25]. PHD filtresinin uygulanmasındaki basamaklara ilave olarak hedef sayısı yani kardinalite değeri de her iterasyondaki tahmin ve güncelleme basamaklarıyla ilerletilir.

Kardinalitenin yinelemeli olarak probleme dahil edilmesi, PHD filtrelerde takip performansına menfi etkisi olan büyük kardinalite hatasını azaltır. Bu filtre, özellikle dinamik olarak değişen hedef sayısını dikkate alan problemler için faydalıdır.

Uygulamada dikkat edilmesi gereken bir diğer nokta ise yanlış alarm oranını ve hesaplama yükünü azaltmak için elipsoidal geçitlemedir. Elipsoidal geçitte, elde edilen ölçümler ile tahmin edilen ölçümler Öklid mesafesinden ziyade Mahalanobis mesafesi açısından karşılaştırılır. Belirlenen eşiği aşan ölçümler hesaplama dışı bırakılır.

Sualtı takip uygulamalarında CPHD ve PHD basit olmaları nedeniyle tercih edilmektedir.

2.3.3. Gürbüzleştirilmiş PHD/CPHD Filtresi (Robust PHD/CPHD)

Klasik PHD ve CPHD filtreleri bir önceki hedef doğum yoğunluğunu kullanarak yeni iz başlatmayı hedeflemektedir. Bu varsayım ancak sensör karakteristiğinin mükemmel şekilde modellenebildiğinde geçerlidir. Örneğin kamera ile video takipte kameranın kaplama alanını (Field of View, FOV) tam anlamıyla bilindiği ve yeni hedeflerin ortaya çıkabileceği alanlar hakkında önceden bilgi sahibi olduğu var sayılmaktadır. Ancak, su altı ortamı dinamik olarak değiştiği için bu varsayım su altı hedef takibi için geçerli değildir.

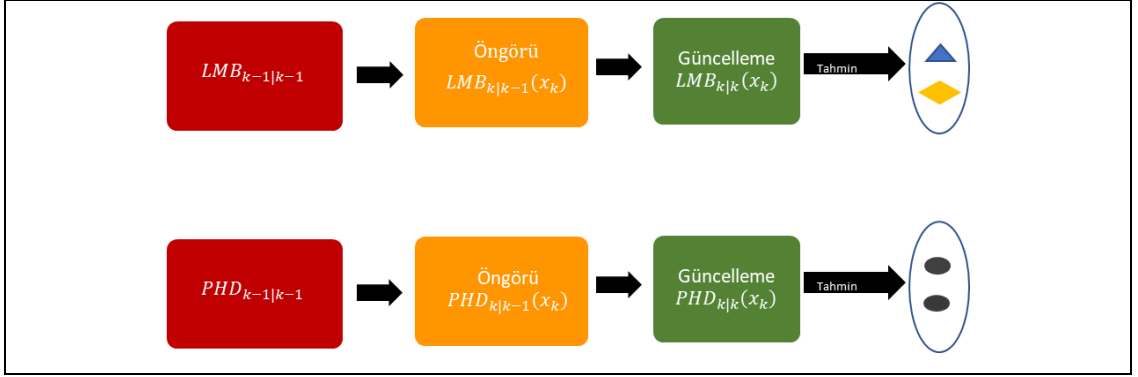
PHD ve CPHD filtrelerinde yeni iz başlatmak için sabit yoğunluk modelleri kullanılması durumunda iz başlatmada zorluklar yaşanmaktadır. Alternatif yaklaşım olarak, her bir işlem adımında gözetim alanını kapsayacak şekilde birden fazla ayrı doğum olasılığı oluşturulabilir. Ancak, bu yaklaşım hesaplama maliyeti açısından verimsizdir. Etkin çözüm yaklaşımı uyarlanabilir doğum modeli kullanımudur. Bu doğum modeli ile PHD / CPHD filtresi yeni hedef/doğum yoğunluğunu bir önceki ölçümleri kullanarak tahmin eder. Bu ölçüme dayalı doğum yoğunluğu, iz başlatmadaki performans kayıplarını ortadan kaldırdığı ve iz sürekliliği sağladığı için pratikte faydalıdır [1].

2.3.4. Etiketli Çoklu Bernoulli Filtresi (Labeled Multi Bernoulli)

Yörünge bilgisinin (trajectory) elde edilmesi, sualtı takibi için çok önemlidir, çünkü bu bilgi yoğun reverberasyon bölgelerinde elde edilen karmaşık tespitleri basitleştirmeye yardımcı olur. Ayrıca, hedefin yörüngesi, karar vericilerin (örneğin, yapay zekâ tabanlı sınıflandırıcılar, operatörler) hedefe ait öngörülebilir bulunmasına yardımcı olur. Ayrıca yörünge bilgisi, sonar sistemlerinin hareketli hedefleri sabit hedeflerden ayırt etmesine de yardımcı olmaktadır. Dolayısıyla, su altı izleme uygulamaları için yörünge bilgisi oldukça önem arz etmektedir.

Yörünge bilgisi elde etme ve geçmişteki hedef hareketlerini de problem çerçevesinde ele alma maksatlı Etiketli Çoklu Bernoulli Filtresi (Labeled Multi

Bernoulli, LMB) önerilmiştir. LMB farklı etiketlere sahip bir RFS filtresi olarak kabul edilir. LMB, birden fazla hedef yörünge tahmini yaparak hedef kimliklendirmesini kolaylaştırır. Tüm hedefler, ayrık etiket ile birbirinden benzersiz bir şekilde tanımlanır. PHD ve LMB filtrelerinin akış şemasını özetleyen çizim Şekil 2.2’de sunulmaktadır.



Şekil 2.2: PHD ve LMB filtrelerinin akış şeması. Alt sıra, etiket veya yörünge bilgisi olmayan bir RFS filtresinin sonucunu gösterirken, üst sıra, Etiketli Çoklu-Bernoulli Filtresi sonuçlarını gösterir.

Yeni başlatılan izin uygun şekilde etiketlenmesiyle zaman içinde etiket benzersizliği sağlanır. Etiket bilgileri, aynı anda doğan izleri ayırt etmek için doğum zamanı bilgisini de içermektedir. Özellikle dinamik değişen iz sayısı ve ortam şartlarında bu yaklaşım avantaj sağlamaktadır (bkz. Şekil 2.3). LMB PDF’i aşağıdaki eşitlik ile ifade edilebilir:

$$f(X) = \Delta(X) w(\mathcal{L}(X)) p^X \quad (2.43)$$

burada,

$$w(\mathcal{L}) = \prod_{i \in \mathbb{L}} (1 - r^{(i)}) \prod_{\ell \in \mathbb{L}} \frac{1_{\mathbb{L}}(\ell) r^{(\ell)}}{1 - r^{(\ell)}} \quad (2.44)$$

$$1_{\mathbb{L}}(\ell) \triangleq \begin{cases} 1, & \ell \subseteq \mathbb{L} \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.45)$$

Zaman	K=0	K=1	K=2	K=3
LMB Filtresi				
PHD Filtresi				

Şekil 2.3: LMB ve PHD filtrelerinin zamana bağlı iz takibi.

PHD ve CPHD ile karşılaştırıldığında, bu yöntem düşük SNR durumlarında önemli ölçüde daha yüksek performans göstermektedir. Sun tarafından yapılan LMB filtresinin performansını değerlendiren çalışmada, dağınıklığı azaltmak ve hedef yörüngeleri oluşturmak için LMB kullanılması şiddetle tavsiye edilmiş ve yoğun yanlış alarm/dalgalanma durumunda LMB'nin diğer yöntemlere kıyasla iyi performans gösterdiği gösterilmiştir [44].

2.3.4.1. Öngörü Basamağı

Öngörü adımında hem önceki RFS hem de yeni doğan RFS'lerin bağımsız ve ayrık LMB RFS'leri olduğu varsayılır. Mevcut takip edilen hedefler (surviving) ve yeni hedef/doğumların (births) birleşimi, güncelleme adımında kullanılacak LMB RFS öngörü tahminini verir.

$$f_+ = \{r_{S,+}^{(\ell)}, p_{S,+}^{(\ell)}\}_{\ell \in \mathbb{L}} \cup \{r_B^{(\ell)}, p_B^{(\ell)}\}_{\ell \in \mathbb{B}} \quad (2.46)$$

Burada, \mathbb{L} takibi devam eden etikete sahip iz kümesini gösterir, bu izlerin tanımlanmasında kullanılan parametreler ise $f = \{r^{(\ell)}, p^{(\ell)}\}_{\ell \subseteq \mathbb{L}}$ ifadesi ile gösterilmektedir. Benzer şekilde \mathbb{B} ise yeni doğan iz kümesini ifade eder. Yeni doğan izlere ait parametreler ise $f_B = \{r_B^{(\ell)}, p_B^{(\ell)}\}_{\ell \subseteq \mathbb{B}}$ ifadesi ile tanımlanmaktadır.

Elde edilen nihai öngörü parametreleri ise aşağıda sunulmaktadır.

$$f_+ = \{r_+^{(\ell)}, p_+^{(\ell)}\}_{\ell \subseteq \mathbb{L}_+} \quad (2.47)$$

burada var olma olasılığı,

$$r_+^{(\ell)} = r^{(\ell)} \int p^S(y, \ell) p^{(\ell)}(y) dy \quad (2.48)$$

olarak ifade edilebilir. Uzaysal dağılım ise,

$$p_+^{(\ell)}(x) = \frac{\int p^S(\tilde{x}, \ell) f(x|\tilde{x}, \ell) p^{(\ell)}(\tilde{x}) d\tilde{x}}{\int p^S(y, \ell) p^{(\ell)}(y) dy} \quad (2.49)$$

olarak verilir. Burada $p^S(\tilde{x}, \ell)$, hedef durumuna bağlı ℓ etiketine sahip hayatta kalma olasılığını ifade eder. Geçiş yoğunluğu ise $f(x|\tilde{x}, \ell)$ ile gösterilmektedir.

2.3.4.2. Güncelleme Basamağı

Mevcut ölçüm seti Z , güncelleme adımına dahil edilerek ölçüme dayalı yüksek doğrulukta tahmin yapılması hedeflenir. Güncelleme adımından sonra aşağıdaki parametre seti elde edilir,

$$f(x|Z) = \{r_Z^{(\ell)}, p_Z^{(\ell)}(x)\}_{\ell \subseteq \mathbb{L}_+} \quad (2.50)$$

Bahse konu dağılımda yer alan parametreler aşağıdaki eşitlikler ile hesaplanmaktadır,

$$r_Z^{(\ell)} = \sum_{(I_+, \theta) \in \mathcal{F}(\mathbb{L}_+) \times \Theta_{I_+}} w^{(I_+, \theta)}(Z) 1_{I_+}(\ell) \quad (2.51)$$

$$p_Z^{(\ell)}(x) = \frac{1}{r_Z^{(\ell)}} \sum_{(I_+, \theta) \in \mathcal{F}(\mathbb{L}_+) \times \Theta_{I_+}} w^{(I_+, \theta)}(Z) 1_{I_+}(\ell) p^{(\theta)}(x, \ell | Z) \quad (2.52)$$

burada Θ_{I_+} iz-ölçüm ilişkilerini içeren kümeyi temsil eder. Her bir eleman ölçüm ilişkilendirmesine karşılık gelir, $\theta: I_+ \rightarrow \{0, 1, \dots, Z\}$.

$$w^{(I_+, \theta)}(Z) \propto w_+(I_+) \left[\int p_+(\tilde{x}, \ell) \psi_Z(\tilde{x}, \ell; \theta) d\tilde{x} \right]^{I_+} \quad (2.53)$$

$w_+(I_+)$ tahmin yoğunluğunun ağırlığıdır. Denklem (2.52)'de yer alan ikinci değişken olan yoğunluk dağılımı ise aşağıdaki denklemler ile ifade edilir.

$$p^{(\theta)}(x, \ell | Z) = \frac{p_+(x, \ell) \psi_Z(x, \ell; \theta)}{\int p_+(\tilde{x}, \ell) \psi_Z(\tilde{x}, \ell; \theta) d\tilde{x}} \quad (2.54)$$

burada,

$$\psi_Z(x, \ell; \theta) = \begin{cases} \frac{P^D(x, \ell) g(z_{\theta(\ell)} | x, \ell)}{k(z_{\theta(\ell)})} & \text{if } \theta(\ell) > 0 \\ 1 - P^D(x, \ell) & \text{if } \theta(\ell) = 0 \end{cases} \quad (2.55)$$

Etiket bilgisine bağlı hedef tespit olasılığı, $P^D(x, \ell)$, doğrudan güncelleme basamağına etki etmektedir. Her bir ölçüm için olabilirlik değeri $g(z_{\theta(\ell)} | x, \ell)$ hesaplanır. Denklemde yer alan $k(z_{\theta(\ell)})$ ifadesi ise hatalı alarm yoğunluğuna karşılık gelmektedir [44].

2.3.5. Genelleştirilmiş Etiketli Çoklu Bernoulli Filtresi

PHD ve CPHD'nin dezavantajı olarak kabul edilen hedef geçmişinin takip edilememesi LMB filtreler ile ortadan kaldırılmıştır. LMB filtreleri hedef etiketi tek bir dağılım çerçevesinde ele alır. Alternatif olarak, LMB filtresi temel alınarak, uygulamaya birden fazla etiket bileşeninin karışımını kullanan "Genelleştirilmiş Etiketli Çoklu Bernoulli (Generalized Labelled Multi Bernoulli, GLMB) filtresi" önerilmiştir [32], [33]. GLMB filtresi LMB filtresinin özel genelleştirilmiş halidir. GLMB PDF değeri aşağıda sunulan denklem ile ifade edilebilir [35],

$$f(X) = \Delta(X) \sum_{c \in \mathbb{C}} w^{(c)}(\mathcal{L}(X)) [p^{(c)}]^X \quad (2.56)$$

burada \mathbb{C} ayrık indis kümesini göstermektedir. Her bir indis için ağırlık, $w^{(c)}$ ve uzaysal dağılım, $p^{(c)}$ değeri kullanılır. Ağırlık değerlerinin toplamı "1" değerine eşittir.

$$\sum_{L \in \mathbb{L}} \sum_{c \in \mathbb{C}} w^{(c)}(L) = 1 \quad (2.57)$$

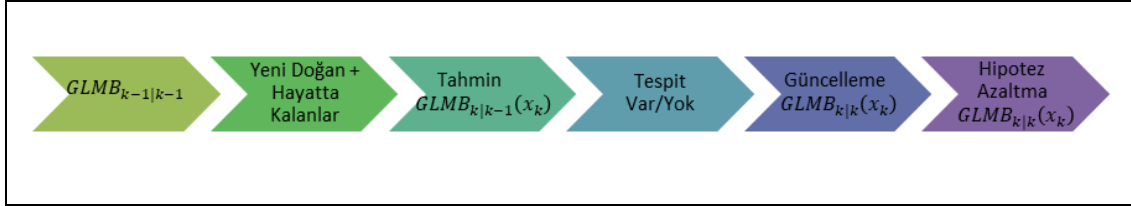
Sensörlerin kaplama alanı (Figure of View, FOV) içerisinde ortaya çıkabilecek yeni hedeflerin her iterasyonda değerlendirilmesi ile yeni hedef takibi sağlanabilir. Bunun için FOV sınırlarını kapsayacak sayıda verilecek kovaryans değerine bağlı olarak eliptik bir alan kaplayan Bernoulli dağılımları kullanımı ile yeni doğan hedefler tespit edilebilecektir. Yeni hedef sayısının dinamik olarak takibini gerçekleştirebilmek için Bernoulli PMF kullanılır. Modelde kullanılan parametreler takip senaryosuna göre değişiklik göstermelidir. Sensör kaplama alanının doğru bir şekilde tanımlanması bu anlamda fayda sağlayacaktır.

Benzer şekilde ölen ya da takipten düşen hedefler içinde hedef hayatta kalma olasılık değeri (object survival) kullanılarak dinamik hedef sayısı takibi işlemi gerçekleştirilebilir. Çoklu Bernoulli filtresi konjuge önsel ("conjugate prior") özelliğinden faydalanır. Konjuge önsel, tahmin basamağının kullanılan önsel yoğunluk dağılımı ile ölçüm değeri arasındaki ilişkinin, sonsal yoğunluk dağılımına olan etkisini açıklar. Eğer bu iki değer yani önsel yoğunluk değeri ve ölçüm benzerlik

değeri birbirlerinin konjugesi ise sonsal dağılımın önsel dağılım ile aynı karakteristiğe sahip olduğu söylenebilir.

Uygulamada GLMB Filtresinin işlem yükünün oldukça fazla olması nedeniyle, hipotez azaltma (Pruning, Capping ve Bernoulli Pruning) metotlarının kullanılmasına ihtiyaç duyulmaktadır.

GLMB takip algoritmasının akış diyagramı Şekil 2.4'te sunulmaktadır.



Şekil 2.4:GLMB takip algoritmasının akış diyagramı.

Hedef sayısını tam sayı ile ifade ederek, takip işleminin devamlılığını sağlanmasına yönelik geliştirilen RFS filtresi GLMB veya δ -GLMB olarak adlandırılmaktadır. GLMB'de MB sayısı doğrultusunda hedefin kesin olup olmadığına dair ilave hipotezler üretilir. Yeni hedeflerin doğumu sırasında model olarak Etiketli-MB (Labelled MB,LMB) kullanılmalıdır. LMB doğum modelinde her yeni yaratılan/doğan hedef için özgün bir etiket/label kullanılmalıdır aksi takdirde hedefin yörüngesi (trajectory) belirlenemez. Doğum modelinde kullanılan parametreleri aşağıdaki matematiksel gösterim yardımıyla ifade edebiliriz.

$$\left\{ \left(r_k^{\beta,i}, p_k^{\beta,i}(\cdot), L_k^{\beta,i} \right) \right\}_i \quad (2.58)$$

Bu modelde, $r_k^{\beta,i}$ var olma olasılığını, $p_k^{\beta,i}(\cdot)$ durum yoğunluğunu, $L_k^{\beta,i}$ etiket bilgisini ifade etmektedir. Etiket bilgisi zamana bağlı olarak etiket bilgisini tutmaktadır. Etiket bilgisi tahmin ve güncelleme basamaklarında değişmez. Etiket bilgisi matematiksel olarak (2.59) ile yazılabilir.

$$L_k^{\beta,i} = (k, \alpha_k(i)), \alpha_k(i) \neq \alpha_k(i') \quad (2.59)$$

GLMB Tahmin basamağında denklem (2.60)'da belirtilen integral (Chapman Kolmogorov) uygulanır.

$$GLMB_{k|k-1}(x_k) = \int p(x_k|x_{k-1})GLMB_{k-1|k-1}(x_{k-1})\delta\mathbf{x}_{k-1}. \quad (2.60)$$

GLMB güncelleme basamağı,

$$GLMB_{k|k}(\mathbf{x}_k) = \frac{\mathbf{p}(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k)GLMB_{k|k-1}(\mathbf{x}_k)}{\int \mathbf{p}(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}'_k)GLMB_{k|k-1}(\mathbf{x}'_k)\delta\mathbf{x}'_k} \quad (2.61)$$

denklemiyle gerçekleştirilir. Her bir MB için hedef var veya yok olmak üzere 2 hipotez üretilir. Dolayısıyla MB sayısına bağlı olarak işlem yükü ($2^{\#MB}$) artış gösterir.

Benzersiz hedef etiketi bilgisini tutmak, yörünge oluşturmaya yardımcı olsa da bu etiketlemenin korunması sırasında bazı sorunlar olabilir. Senaryodaki değişikliklere uyum sağlayamama ve esnekliğinin olmaması; sensör füzyonunda, hat değiştirmede ve hat geçişlerin sürekliliği korunmasında bazı takip sorunlarını beraberinde getirir. Gerçek hedeften alınan iletişim bilgilerinin, dinamik değişen çevre koşulları nedeniyle senaryo sırasında görünebileceği/kaybolabileceği unutulmamalıdır. Hedef izlemede kaybolan tespitler, etiketli tahminler tarafından oluşturulan yörüngede boşluklara yol açabilir. Hedefin sürekliliğini doğrudan etkileyen "yörünge boşluğunun" çözümü amacıyla ilave iz yönetimi yöntemleri kullanılabilir. Akla gelen ilk düzeltme, ardışık zaman periyodu sonucunda iz kalitesinin derecelendirilmesi ve Onaylanmış İz'e dönüştürülmesidir. Onaylanan yörünge kaybolursa, onaylanan parkurun en son durum bilgisi kullanılarak takip devam ettirilir. Teyit edilen parça, son durumun belirsizlikleri göz önünde bulundurularak ilerletilmeye devam edilir. Onaylanmış yörünge izinin tekrar ortaya çıkması durumunda etiket bilgileri değiştirilmeden takip süreci yeniden başlatılır. Ancak izleme performans açısından değerlendirildiğinde bu geçici yöntemler hata oranını artırabilir ve takip performansında keskin bir düşüşe neden olabilir.

Hedef geçişleri birbirine yakınsa, izleyici hedeflerin etiketlerini ayırt etmekte güçlük çeker ve hedeflerin ilk ayrılmasından sonra izleyici tarafından yapılacak yanlış etiketlemenin telafisi yoktur.

Sualtı sistemlerinin genel performansını artırmak için, özellikle sualtı ağlarında ve Multistatik sonar sistemlerinde sensör füzyon işlemi sıklıkla kullanılmaktadır. Farklı etiketlenmiş parkurları tek bir ortak parkurda birleştirmek zorlu bir süreçtir. Etiket bilgilerinin her sensör için benzersiz olması gerektiğinden, etiket bilgilerini kullanarak hedef füzyonu yapmakta zorluklar olabilir. Sensör füzyonundan sonra etiketin belirlenmesindeki belirsizlik, her sistemin etiket bilgisini benzersiz olarak kabul etmesi ve senaryo boyunca korumaya çalışması nedeniyle ek sorunları beraberinde getirmektedir. Alternatif olarak GLMB'ye göre daha esnek olan ve yörünge bilgisi sağlayan PMBM filtresi önerilmektedir.

2.3.6. Poisson Çoklu Bernoulli Karışımı Filtresi

Poisson Çoklu Bernoulli Karışımı Filtresi (Poisson Multi Bernoulli Mixture, PMBM), Poisson Noktasal Süreci (Poisson Point Process, PPP) ve Çoklu Bernoulli Karışımı (Multi Bernoulli Mixture, MBM) Sürecinin birleşimi üzerinden birden fazla hedef durumunu tahmin eden RFS tabanlı takip filtresidir [37]. Filtre, PPP ve MBM işlemlerini kullanarak tahmin, güncelleme ve durum tahmini adımlarını yinelemeli olarak uygular. Filtreleme algoritması, diğer RFS izleme yöntemlerine benzer şekilde, gürültülü ölçümleri kullanarak çoklu hedef sonsal dağılımını tahmin eder [45]. PMBM filtresinin uygulama adımlarında, Konjuge Önsel (Conjuge Prior) özelliğinden faydalanılarak Bayes tahmin ve güncelleme basamakları kullanılabilir. PMBM filtresi iz takibi maksadıyla son yıllarda popülerliğini artırmış ve pratikte tercih edilmeye başlanmıştır.

Filtrenin sonsal dağılımı, hedef temas sağlanarak tespit edilmiş izleri ve tespit edilmemiş izleri kapsar. PMBM Çoklu hedef yoğunluğu, Tespit edilmemiş hedef yoğunluğu ve tespit edilmiş hedef yoğunluğu süreçlerinin ayrık birleşimi olup [37], [46]:

$$f_{k|k'}(\mathbf{X}) = \sum_{\mathbf{X}^u \cup \mathbf{X}^d = \mathbf{X}} f_{k|k'}^u(\mathbf{X}^u) f_{k|k'}^d(\mathbf{X}^d), \quad (2.62)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada tespit edilmeyen hedefler PPP yoğunluğuna sahiptir. PPP “intensity” değeri parametresi $\lambda_{k|k'}^u(X)$ olup, tespit edilemeyen hedefler için yoğunluk değeri aşağıdaki denklem kullanılarak ifade edilebilir.

$$f_{k|k'}^u(\mathbf{X}^u) = e^{-\int \lambda_{k|k'}^u(X) dx} \prod_{X \in \mathbf{X}^u} \lambda_{k|k'}(X), \quad (2.63)$$

Tespit edilen hedefler için ise MBM yoğunlukların lineer ağırlıklandırılmış kombinasyonu kullanılabilir,

$$f_{k|k'}^d(\mathbf{X}^d) \propto \sum_{a \in \mathbb{A}_{k|k'}} \omega_{k|k'}^a \sum_{\omega \mathbf{X}^i = \mathbf{X}^d} \prod_{i \in \mathbb{T}_{k|k'}} f_{k|k'}^{i,a^i}(\mathbf{X}^i). \quad (2.64)$$

Burada, a , global veri ilişkilendirme hipotezleri seti içindeki olası bir global veri ilişkilendirme hipotezini belirtir, $a \in \mathbb{A}_{k|k'}$ ve i , iz tablosu içindeki hedef seçeneklerinden biridir, $i \in \mathbb{T}_{k|k'}$. Bu nedenle, a^i , iz i için hipotez a 'yı belirtir. Global veri hipotezi $\omega_{k|k'}^a$ 'nın ağırlığı, tek hipotezlerin ağırlıklarının bir kombinasyonudur, $\omega_{k|k'}^{i,a^i}$,

$$\omega_{k|k'}^a = \prod_{i \in \mathbb{T}_{k|k'}} \omega_{k|k'}^{i,a^i}. \quad (2.65)$$

Her bir Çoklu-Bernoulli bileşenin Bernoulli yoğunluğu ($f_{k|k'}^{i,a^i}$) ve var olma olasılığı ($r_{k|k'}^{i,a^i}$) olmak üzere iki parametre ile ifade edilebileceği göz önüne alındığında, PMBM yoğunluğu (2.62) aşağıdaki parametrelerden oluşur [47]:

$$\lambda_{k|k'}^u(\cdot), \{(\omega_{k|k'}^{i,a^i}, r_{k|k'}^{i,a^i}, f_{k|k'}^{i,a^i}(\cdot))\}_{a \in \mathbb{A}_{k|k'}, i \in \mathbb{T}_{k|k'}} \quad (2.66)$$

2.3.6.1. PMBM Öngörü Basamağı

Öngörü hitamında tahmin edilen dağılım PMBM bileşenlerine sahiptir. Bu nedenle öngörü adımı MBM ve PPP süreçlerini içerdiği söylenebilir. Burada, PPP bileşeni, PHD öngörü adımlarını takip eder. Ölçümler elipsoidal geçitleme işlemine tabii tutularak işlem yükü azaltılır. Tahmin edilen PPP durumları hesaplanan geçit içerisine düşerse, hipotez ağacına yeni Bernoulli bileşenleri eklenir. Eşzamanlı olarak, global veri ilişkilendirme hipotezleri kümesine yeni bir hedef eklenir ve potansiyel olarak tespit edilen yeni bir hedef olarak kabul edilir.

Mevcut izlerin devam ettirilip ettirilmeyeceği hayatta kalma olasılığı, P^S , ile ilintilidir. Bu parametre mevcut izlerin ölüm zamanını doğrudan etkilediğinden, tahmin adımında önemli parametredir. Bu nedenle, hayatta kalma olasılığı, algoritmada örtülü tespit edilmemiş izler ve takibi devam eden izler için kritik rol oynamaktadır. PPP bileşeni şu şekilde ifade edilir:

$$\lambda_{k|k'}^u(X) = \lambda_k^B(X) + \int f_{k|k'}(X|X')P^S(X')\lambda_{k'|k'}(X')dX'. \quad (2.67)$$

Bu denklem, bir Gauss karışımı ve sabit P^S varsayımı ile aşağıdaki denklem kullanılarak ifade edilebilir:

$$\lambda_{k|k'}^u(X) = \sum_{i=1}^{N_b} \omega^{b,i} f_{k|k}^b(X) + P^S \sum_{i=1}^{N_u} \omega_{k'|k'}^{u,i} f_{k'|k'}^{u,i}(X). \quad (2.68)$$

Önceden tespit edilen hedefler, MBM tahmin adımlarını takip eder. Geçiş modeli ve tahmin adımı için denklemler aşağıdaki gibidir [37]:

$$f_{k|k'}^{i,a^i}(X) = \frac{\int f_{k|k'}(X|X')P_{k'}^S(X')f_{k'|k'}^{i,a^i}(X')dX'}{\langle f_{k'|k'}^{i,a^i}; P_{k'}^S \rangle}, \forall i, a^i, \quad (2.69)$$

$$r_{k|k'}^{i,a^i} = r_{k'|k'}^{i,a^i} \langle f_{k'|k'}^{i,a^i}; P_{k'}^S \rangle, \forall i, a^i, \quad (2.70)$$

$$\omega_{k|k'}^{i,a^i} = \omega_{k'|k'}^{i,a^i}, \forall i, a^i, \quad (2.71)$$

burada $\langle f; g \rangle = \int f(x)g(x)dx$ iç çarpımını ifade eder.

2.3.6.2. PMBM Güncelleme

Tahmin adımından sonra, çok hedefli sonsal yoğunluğu elde etmek için standart nokta hedef modeli için PMBM güncellemesi uygulanır. PMBM güncelleme adımı üç farklı iz dikkate alınarak yapılır:

- Tespit edilmeyen hedefler,
- Potansiyel olarak tespit edilen hedefler,
- Mevcut hedefler.

Bu nedenle PMBM güncelleme adımında hedef türlerine bağlı olarak farklı denklemler kullanılır; Güncelleme adımı üç kısma ayrılır [37],

- Potansiyel olarak tespit edilen yeni hedefler için güncellemeler (MB Güncellemesi)
- Daha önce tespit edilmemiş hedefler (PPP) için güncellemeler
- Mevcut hedefler için güncellemeler (MB Güncellemesi)

2.3.6.2.1. Daha Önce Tespit Edilmemiş Hedefler için Güncellemeler

Hayatta kalan tespit edilmemiş hedeflerin durumlarını korudukları kabul edilir. Tespit edilmemiş bir hedefin önceki yoğunluğu, hedefin tespit edilememesi olasılığı $(1 - P_k^D(X))$ ve öngörülen yoğunluk parametresi $\lambda_{k|k'}^u(X)$ kullanılarak güncellenir. Yoğunluk güncellemesi,

$$\lambda_{k|k}^u(X) = (1 - P_k^D(X))\lambda_{k|k'}^u(X). \quad (2.72)$$

2.3.6.2.2. Potansiyel Olarak Tespit Edilen Yeni Hedefler için Güncellemeler

Bu güncelleme adımı, sonar temas listesinde bulunan ancak daha önce herhangi bir MB bileşeniyle ilişkilendirilmemiş bir ölçüme atıfta bulunur. Bir PPP güncellemesi, önceki zaman adımında potansiyel olarak yeni bir hedefle sonuçlandıysa, algoritma yeni bir MB oluşturur ve bu yeni MB, bir sonraki yinelemede değerlendirme için global veri ilişkilendirme hipotezleri grubuna eklenir.

Potansiyel olarak yeni hedef, dağımlıktan veya ilk kez tespit edilen bir hedeften kaynaklanabilir. Bu iki olasılık ayrı ayrı değerlendirilir. Hedef var olma olasılığı, bu olasılıkların her ikisinin de dahil edilmesine yardımcı olur. Potansiyel olarak yeni hedefin ilk hipotezi dağımlılık içindedir:

$$r_{k|k}^{i,1} = 0, \quad (2.73)$$

$$\omega_k^{i,1} = 1. \quad (2.74)$$

ifade edilebilir. İkinci hipotez, yeni izlerin oluşma olasılığını ele alır (yani, z_k^j ölçümüyle başlayan yeni iz), bu hipotez aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$r_{k|k}^{i,2} = \frac{\langle \lambda_{k|k'}^u; g(z_k^j | \cdot) P_k^D \rangle}{\lambda^{FA}(z_k^j) + \langle \lambda_{k|k'}^u; g(z_k^j | \cdot) P_k^D \rangle}, \quad (2.75)$$

$$r_{k|k}^{i,2} = \frac{\langle \lambda_{k|k'}^u; g(z_k^j | \cdot) P_k^D \rangle}{\lambda^{FA}(z_k^j) + \langle \lambda_{k|k'}^u; g(z_k^j | \cdot) P_k^D \rangle}, \quad (2.76)$$

$$\omega_k^{i,2} = \lambda^{FA}(z_k^j) + \langle \lambda_{k|k'}^u; g(z_k^j | \cdot) P_k^D \rangle. \quad (2.77)$$

2.3.6.2.3. Mevcut Hedefler için Güncellemeler

Mevcut bir hedef için güncelleme adımı, farklı ilişkilendirme hipotezleri dikkate alınarak uygulanır. Algoritma, mevcut bir hedefi algılama veya yanlış algılama olarak sınıflandırır. Bu iki durum ayrık olarak değerlendirilir.

Önceki hipotezdeki bir hedef herhangi bir ölçümle ilişkili değilse, bu hipotez tespit edilemeyen hedef olarak kabul edilir ve global hipotezler grubuna yeni bir hipotez eklenir. Güncelleme için aşağıdaki denklemler kullanılır:

$$r_{k|k}^{i,a^i} = \frac{r_{k|k'}^{i,a^i} \langle f_{k|k'}^{i,a^i}; 1 - P^D \rangle}{1 - r_{k|k'}^{i,a^i} \langle f_{k|k'}^{i,a^i}; P^D \rangle}, \quad (2.78)$$

$$f_{k|k}^{i,a^i}(X) = \frac{(1 - P^D(X)) f_{k|k'}^{i,a^i}(X)}{\langle f_{k|k'}^{i,a^i}; 1 - P^D \rangle}, \quad (2.79)$$

$$\omega_k^{i,a^i} = \omega_{k|k'}^{i,a^i} \left(1 - r_{k|k'}^{i,a^i} \langle f_{k|k'}^{i,a^i}; P_k^D \rangle \right). \quad (2.80)$$

Herhangi bir hedefle ile bir ölçüm arasında ilişki mevcut ise, bu hipoteze devam etmekte olan mevcut takip edilir ve güncelleme için aşağıdaki belirtilen denklemler kullanılır:

$$r_{k|k}^{i,a^i} = 1, \quad (2.81)$$

$$f_{k|k}^{i,a^i}(X) = \frac{P_k^D(X) g_k(z_k^j | X) f_{k|k-1}^{i,\tilde{a}^i}(X)}{\langle f_{k|k-1}^{i,\tilde{a}^i}; g(z_k^j | \cdot) P_k^D \rangle}, \quad (2.82)$$

$$\omega_{k|k}^{i,a^i} = \omega_{k|k'}^{i,\tilde{a}^i} r_{k|k'}^{i,\tilde{a}^i} \langle f_{k|k-1}^{i,\tilde{a}^i}; g(z_k^j | \cdot) P_k^D \rangle, \quad (2.83)$$

burada bu güncelleme adımı, hipotez ağırlığını ve dağılımını güncellemek için önceki hipotezi (\tilde{a}^i) ve z_k^j ölçümünü kullanır. Algoritma gerçekten de hedefin varlığını kabul eder ve var olma olasılığını 1'e eşitler.

2.3.7. PMBM Filtre ile Yörünge Tahmini

Yörünge bilgisi hedefin geçmişteki hareketlerini kullanarak takip performansını iyileştirme ve hedef hakkında ilave çıkarımlar yapmak için kullanılan önemli bir veridir. Özellikle sonar sistemlerinin yoğun gürültü bölgelerin de sundukları yüksek hata oranlarında bu bilgi kullanılarak hedef takibinin kesintisiz yapılması mümkün olabilmektedir. Bahsedilen bu nedenlerden ötürü Denizaltı Savunma Harbi (DSH) uygulamaları için hedef yörünge bilgisi takip algoritmalarında arzu edilmektedir. Özellikle insansız araçlarda kullanılan yapay zeka destekli sistemlerin etkinliği bu bilgi ile artırılabilir [48].

Yörünge tahmini, RFS tabanlı PMBM algoritması tahmin ve güncelleme adımı kullanılarak özyinelemeli olarak hesaplanabilir. Hedef durum bilgisinin elde edilmesi, Yörünge kümelerinin marjinalleştirilmesi ile yapılabilmektedir [47], [49], [50]. RFS yörüngesi durum bilgisi üç parametreden oluşur [51],

$$X = (\beta, \epsilon, x_{\beta:\epsilon}), \quad \beta \leq \epsilon \leq k, \quad (2.84)$$

burada β ve ϵ sırasıyla iz başlama/doğum anı ve son güncelleme zamanı endeksleridir. Burada $x_{\beta:\epsilon}$ doğum anından son tespit anına kadar olan hedef durum bilgisini belirtir,

$$x_{\beta}, x_{\beta+1}, \dots, x_{\epsilon+1}, x_{\epsilon}. \quad (2.85)$$

Yörüngeler üzerindeki PMBM dağılımı konjuge yaklaşımından faydalanır. Hedef Durum bilgisini tahmin etmeyi amaçlayan PMBM filtresine benzer yaklaşımla hedef yörünge bilgisi tahmin edilmeye çalışılır.

PPP süreci ile tespit edilmeyen yörüngeler ele alınırken, MBM süreci ile veri ilişkilendirme belirsizlikleri yönetilir. Çoklu Bernoulli (Multi Bernoulli, MB) Karışımındaki her bir terim, farklı global veri ilişkilendirme hipotezine karşılık gelir; bu nedenle, her MB, tespit edilmiş ve ölçüm ilişkilendirilmesi yapılmış hipoteze karşılık gelir ve hedefin yörünge kümesinin dağılımını tanımlar. Yörüngelerin sonsal dağılımı, mevcut yörünge durum bilgisi ve elde edilen ölçümler arasındaki tüm koşullu ilişkiler kullanılarak hesaplanır,

$$p(x_{1:k}|z_{1:k}) \propto (p(x_{1:k}|z_{1:k-1})p(z_k|x_k)), \quad (2.86)$$

bu da algoritmanın karmaşıklığını artırır. Bu nedenle, yörünge hesaplaması, uzun ömürlü hedefler için hesaplama açısından zor olabilir. Çözüm olarak Bernoulli RFS yaklaşımı kullanılmıştır.

$$p(x_{1:k}|z_{1:k}) \simeq (p(x_k|z_{1:k})p(x_{k-1}|z_{1:k-1})\dots p(x_1|z_1)). \quad (2.87)$$

Bu yaklaşım, her bir durumu önceki durumlardan bağımsız olarak ele alır ve o zaman adımına kadar verilen ölçümü kullanarak hedef yörünge durumunu hesaplar. Yörüngelerin güncelleme adımından sonra, mevcut zaman adımına kadar olan yörüngeler yeniden değerlendirilir ve yörünge tahmini yapılır. Tespitlerin dağınık olması durumunda oluşabilecek hedef atlamalarını önlemek için önceki yörünge tahminleri kullanılarak tahminler yumuşatılabilir. Algoritmanın detayları [47]'da verilmiştir.

Tez kapsamında, hedef yörüngeler kümesi ve hedef durumlar kümesi PMBM filtresi kullanılarak tahmin edilmesi hedeflenmektedir. İki farklı çıktıya sahip PMBM algoritmaları arasında açık bir ayrım sağlamak için izleyicinin çıktısının Hedef Yörüngesi olduğunu durumda PMBM algoritmasının başına “T” notasyonu eklenmiştir (örneğin, T-PMBM).

2.4. Sualtı Hedef Takibi

Bu tez kapsamında sualtı özelinde çoklu hedef takip hedeflenmiştir. Bu kapsamda Bölüm 2.3'te belirtilen RFS tabanlı metotlar sualtı takip maksatlı incelenmiştir.

Sualtı sistemlerinde kullanılan sensörlerin tespit performansını artırmaya yönelik farklı çalışmalar halihazırda devam etmektedir. Ancak özellikle negatif ses hızının olduğu su şartlarında oluşan gölge bölgelerinde sualtı hedef tespiti yapmak oldukça güçtür. Kısaca açıklayacak olursak, ses hızı profilinin negatif yani derinlik ile azalması durumunda ses ışınları dibe doğru kırılarak sathı yakın derinliklerde gölge bölgesi oluşmaktadır. Gölge bölgesinde tespit yapabilmek amacıyla sensör sayısının artırılması önerilmektedir.

Örnek olarak hedef tespit maksatlı sualtı bariyerleri verilebilir. Çok sayıda sonoboy kullanımıyla oluşturulan aktif bariyer sayesinde gölge bölgesinde tespit mümkün olabilmektedir.

Çok sayıda sabit şamandıralı sensör kullanımı ile oluşturulan dağıtık mimariye sahip sualtı ağları sonoboylara alternatif olarak önerilmektedir. Sualtı sensör ağları, gölge bölgelerinde sonar sistemlerine etkin tespit imkânı kazandırmaktadır. Ancak, sualtı ağlarının kullanım konsepti beraberinde başka sorunları getirmektedir. Sualtı haberleşme bant genişliğinin limitli olması sebebiyle ham veri transferi sualtı ağında yer alan düğümler ile mümkün olmamaktadır. Bu maksatla yerel düğüm noktalarında takip işleminin yapılması çözüm olarak sunulmaktadır.

Çoklu sensör yapısı ve değişken hedef sayısı durumlarında takip işleminin klasik ÇHT ile etkin yapılamayacağı düşünülerek, RFS tabanlı Gauss Karışımı CPHD (Gaussian Mixture PHD, GM-PHD) metodu su altı ÇHT takip için önerilmiş olup 3 farklı Multistatik çalışan sualtı ağına uygulanmıştır [52]. Bahse konu araştırmada takip sonuçların oldukça başarılı olduğu ancak işlem yükü performansı açısından pratikte zorlayıcı olduğu görülmektedir. GM-CPHD performansını artırmak için, yerel düğüm noktalarına, sualtı ağının ürettiği global çözümü geri besleme yoluyla göndererek düzeltme uygulayan RFS metodu kullanımı önerilmiştir [40].

GM-PHD'ye alternatif olarak, parçacık filtre ile uygulanan MBF kullanımıyla RFS tabanlı takip işlemi gerçekleştirilmiştir [53]. Ancak işlem yükünün fazla olması sebebiyle bu yöntemin sahada uygulanabilirliğinin güç olacağı belirtilmiş ve performansı artırmak maksadıyla Gauss Karışımı (Gaussian Mixture, GM) kullanılmıştır. Bu yöntem hedef sayısının lineer olduğu kabulü (Linear Multi Target, LMT) ile yapılmış ve MBF filtresinin sürati yedi kat artırılmıştır[54].

Bir diğer sualtı takip konsepti insansız araçların kullanılmasıdır. NATO Deniz Bilimleri deney ve araştırma merkezi (Center Of Maritime Research and Experimentation, CMRE) tarafından 2014 yılında yapılan çalışmada birden fazla sualtı insansız aracın kullanımıyla hedef tespiti ve takibi yapılmıştır [55]. Hedef tespiti, bir aktif sualtı kaynağı ile aydınlatılan sahada yer alan hedeften yansıyan ekoların Otonom sualtı araçlarının (OSA)'ların pasif sensörleriyle tespitine dayanmaktadır. Hedeften sağlanan ekoların geliş sürelerine göre mesafe ve geldiği yönün kestirimi ile de hedefe ait kerteriz bilgisi elde etmek mümkündür.

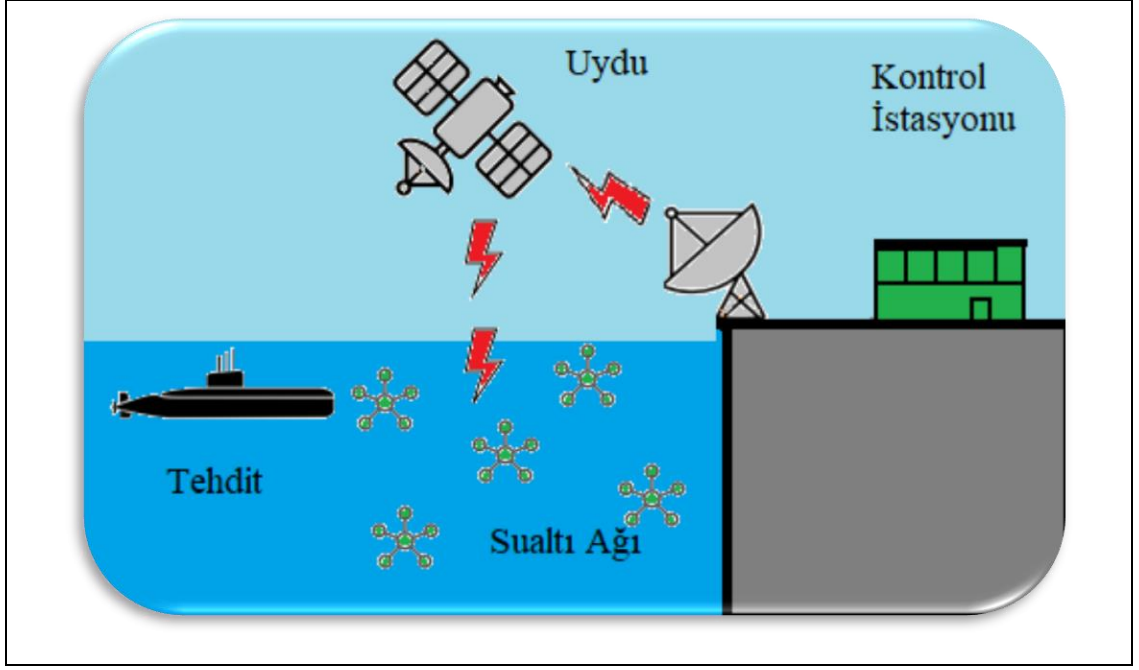
2.4.1. Sualtı Çoklu Sensör Yapıları

Giriş bölümünde bahsedildiği üzere, gölge bölgelerinde tespit işlemini güçleştiren husus ses ışınlarının belirli bir mesafeden sonra aşağıya yani dibe doğru kırılmasıdır. Gölge bölgesinin hedef tespit kaplama alanı dâhilinde kalması ancak çoklu sensör yapısı kullanımı ile mümkün olabilmektedir.

Birden fazla sensörü gölge bölgesi oluşması muhtemel sahaya yaydığımızda maliyet etkin kaplama yapılabilir. Ortalama performansa sahip sensörlerin çoklu sensör ağ yapısı içerisinde kullanımıyla dahi istenilen kaplama alanlarına ulaşmak mümkündür.

Dolayısıyla, tek bir sensör kullanmak yerine düşük maliyetli kısıtlı performansa sahip çoklu sensör mimarisi ile hedef tespit performansı artırılabilir (Şekil 2.5). Bahse konu çok sayıda sensörün kullanımıyla saha kaplanması kavramı ilk olarak sonoboylar ile ortaya çıkmıştır. Çok sayıda sonoboy kullanımıyla oluşturulan bariyer sayesinde gölge bölgesinde aktif/pasif hedef tespiti mümkün olabilmektedir. Çoklu sensör yapıları hareketli veya sabit olabilmektedir. Dolayısıyla çoklu sensör yapılarında sonoboylar, denizaltılar, çekili dizin yedekleyen su üstü gemileri yer alabilmektedir.

Çoklu sensör yapısının uygulamasında çalışma frekansları kritik öneme sahiptir. Sualtı tespitindeki temel amaç gölge bölgesi bırakmadan uzun süreli geniş saha kaplaması yapılmasıdır. Sualtı sensör tespit menzilleri ile frekans arasındaki bağlantının ters orantılı olduğu göz önünde tutulduğunda, uzak mesafelerden hedef tespiti ancak düşük frekanslı büyük hacimli akustik dizinler yardımıyla yapılabilir. Ancak OSA'ların oldukça sınırlı güce sahip olmaları nedeniyle yük taşıma kapasitesi sınırlandırılmıştır. Dolayısıyla büyük akustik dizinleri taşımaları mümkün değildir. Tercihen sensör yükünün düşük hacimde ve ağırlıkta tutulması istenir bu durum tespit mesafesinin kısılmasına neden olmaktadır. Bu limitler dâhilinde uzun süreli geniş saha kaplamasının mümkün kılınması ancak çok sayıda OSA'nın müşterek kullanımı ile sağlanabilmektedir [55].



Şekil 2.5: Çoklu sualtı sensör yapısı taslak çizim.

2.4.1.1. Sualtı Çoklu Sensör Yapılarında Tespit

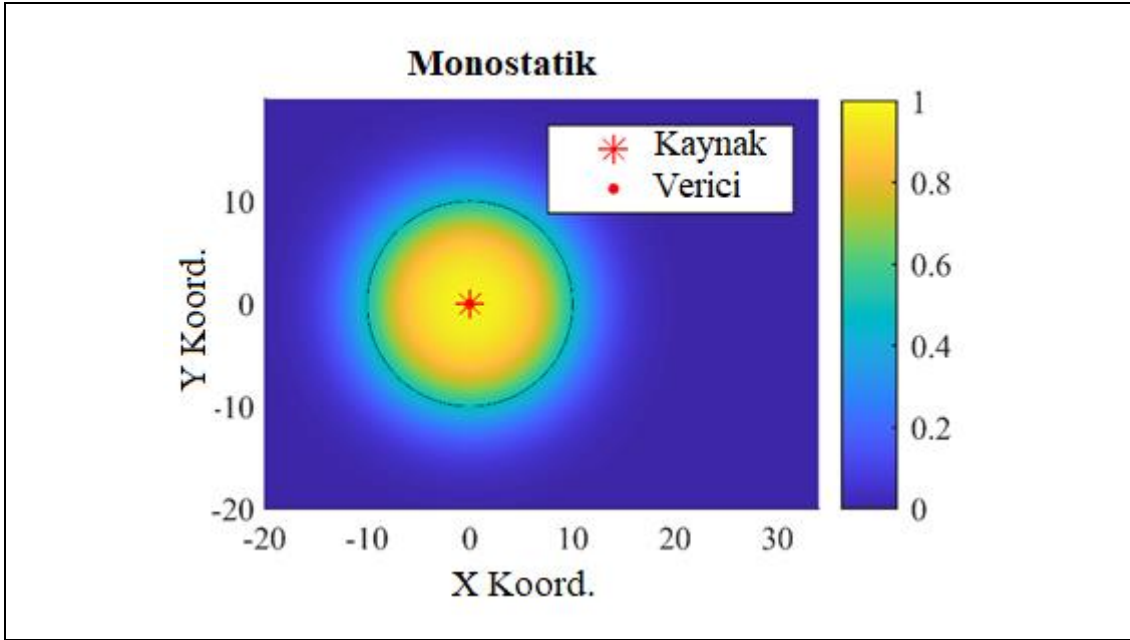
Çoklu sensör yapıları aktif, pasif veya hibrid (hem alış ve hem transmisyon) özelliğe sahip sensörlerden oluşabilir. Sensörlerin konumlandırılmasına bağlı olarak iki farklı tespit yöntemi ön plana çıkmaktadır.

- Monostatik
- Bistatik/Multistatik

Tek bir sensörün suda yayım yaparak hedeften dönen ekoları aynı mevkiden kendisinin veya başka bir sensör yardımıyla alması durumunda, sistemin “Monostatik” çalıştığı varsayımı yapılır. Monostatik çalışan sistemlere aktif sonoboy ve karinaya monteli aktif sonar örnek olarak verilebilir. Alıcı ve verici sensörleri farklı mevkilerde bulunan sistemlere “Bistatik” çalışan, birden fazla alıcı ve vericinin farklı mevkilerde kullanıldığı sistemler ise “Multistatik” çalışan sistemler olarak adlandırılır [56].

Monostatik çalışma moduna ait örnek sonar kaplama alanı Şekil 2.6’da sunulmuştur. Bahse konu şekil incelendiğinde alıcı ile vericinin aynı noktada yer aldığı ve kaplama alanının dairesel bir şekil gösterdiği açıkça görülmektedir.

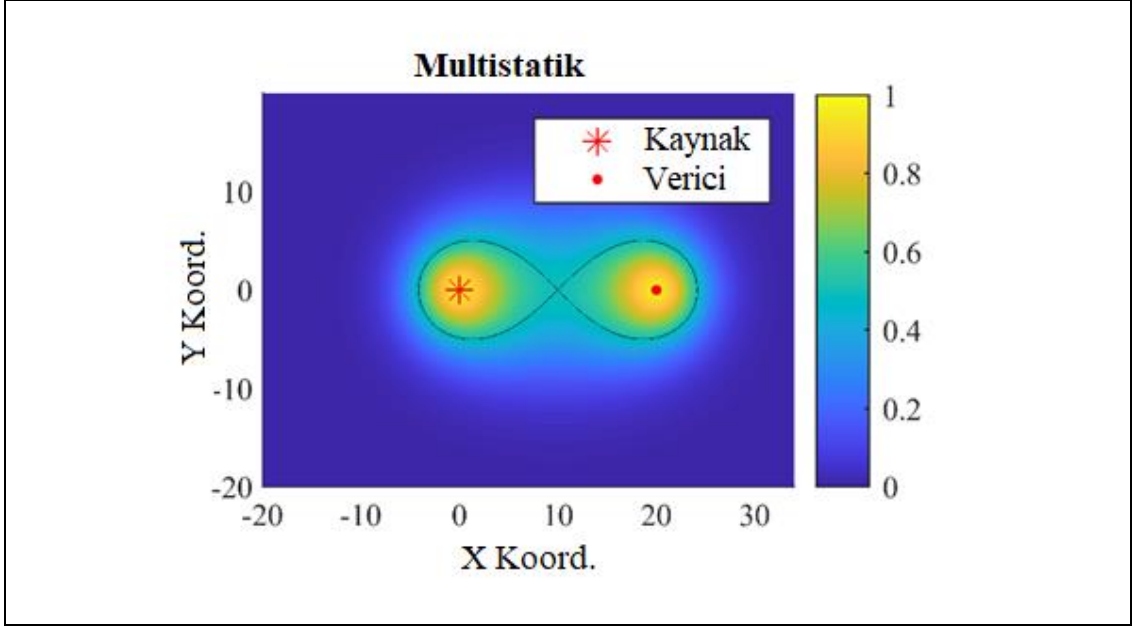
Mesafeye bağı tespit olasılığının düşmesi akustik yayılım kayıplarından kaynaklanmaktadır.



Şekil 2.6: Monostatik sonar kaplama alanı kontur hatları tespit olasılığını göstermektedir.

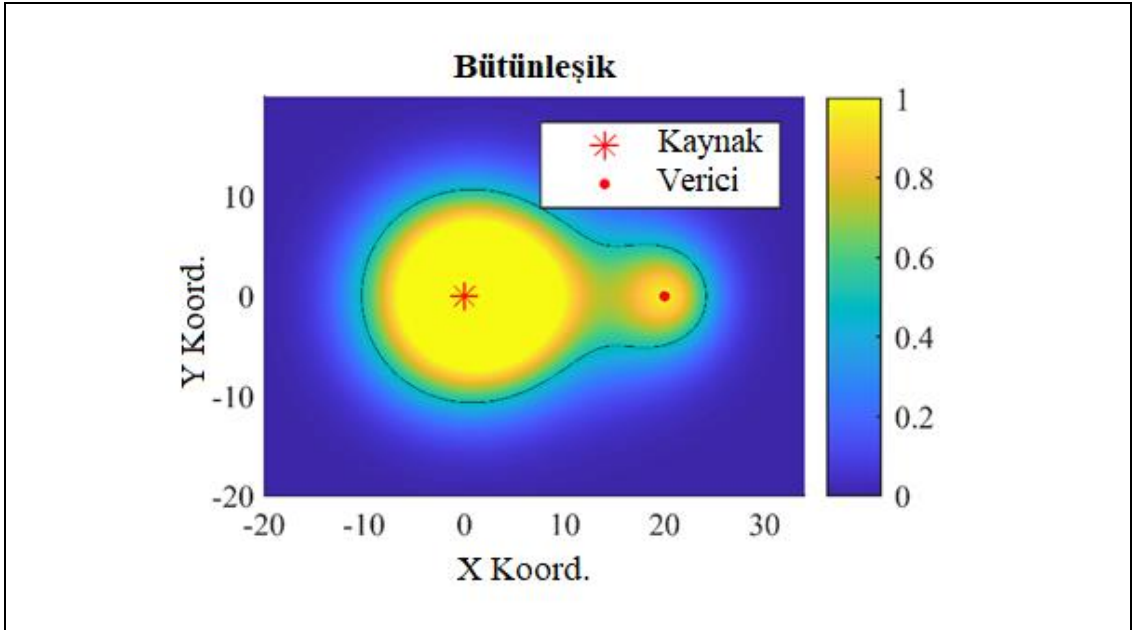
Multistatik çalışma modu, alıcı ve vericinin farklı yerde bulunması nedeniyle Monostatik kaplama alanından farklı bir kaplama alanı karakteristiği göstermektedir. Örnek kaplama alanı Şekil 2.7’de sunulmaktadır. Şekil incelendiğinde, literatürde Cassini ovaleri olarak adlandırılan elips benzeri bir kaplama alanı oluştuğu gözlenmektedir [57].

Birden fazla sensör, en az bir kaynak tarafından aydınlatılan alanı dinler. Bu sayede tehdit, tehlike analizi yapamaz ve sensör konumlarını kestiremez. Bu nedenle tespit edinmekten kaçınma maksatlı sakınma manevraları yapması olası değildir [58]. Sualtı tespiti maksatlı oluşturulan sensör ağlarının Multistatik çalışması tercih edilmektedir. Multistatik çalışma konseptini seçilmesinin ana nedeni, bu konfigürasyonda aktif kaynaklara olan gereksinimin Monostatik işlemlere kıyasla daha az olması ve gizliliğin korunmasıdır. Multistatik işlemler maliyet-etkin çözümlerdir.



Şekil 2.7: Multistatik sonar kaplama alanı kontur hatları tespit olasılığını göstermektedir.

Yukarıda bahsedilen Monostatik ve Multistatik sonar çalışma modlarının kombinasyonu 'Bütünleşik mod' olarak adlandırılmıştır. Bütünleşik modda, alıcı, kendi düğümünden olsun ya da olmasın, gelen tüm yankıları işler. Bütünleşik mod, Multistatik ve Monostatik kapsama alanlarını bütünleştirir. Bu nedenle diğer modlara kıyasla çok daha yüksek bir sonar kaplama alanına sahiptir.



Şekil 2.8: Monostatik ve Bistatik çalışma modlarının birleşimi olan Kombine Mod sonar kaplama alanı kontur hatları tespit olasılığını göstermektedir.

2.4.1.2. Sualtı Çoklu Sensör Yapılarında Takip

Hedef tespiti sonrasında hedefin karar destek sistemlerince hedef hareket analizinin yapılarak karakterize edilmesi için takip metotlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Hedef takip işleminin amacı kısaca; uzaktan algılama imkanına sahip sensörler yardımıyla (Hidrofon, Vektör Sensör, Fiber Optik Dizinler vb.) hareket halindeki hedeflerin durum bilgisini (hız, konum vb.) yani hedefin parametrelerini çıkarmaktır [59].

Takip işleminde ön plana çıkan husus hedef, sensör ve ölçüm modellemelerinin gerçeğe yakın sadakatte çözüm öncesi belirlenmesi veya algoritma tarafından çözüm esnasında dinamik olarak yönetilmesidir. İstatiksel tabanlı hedef takibi algoritmalarında hedef modeline ait bazı parametrelerin bilindiği ve çözüm süresince sabit kaldığı kabul edilir. Ancak sualtı dünyasında hedefe ait parametreler tam anlamıyla ön görülemez ve çözüm süresince dinamik olarak değişebilmektedir. Takip modeline ait parametrelerin çözüm esnasında değişmesinin birçok nedeni olabilir. En sık rastlanan nedenler,

- Sualtı yayılım etkileri,
- Ortam değişimleri ve tabakalaşma,
- Hedef açısı/kinematikleri,

olarak sıralanabilir. Batimetrik tahminlerin yapılması, hedefin rotasının kestirilmesi gibi yöntemler ile bu belirsizlikler azaltılabilmektedir ancak tam anlamıyla ortadan kaldırmak mümkün değildir.

Benzer durum sensör modellerinde de geçerlidir. Takip problemlerinde kullanılan sensörün mükemmel çalıştığı kabul edilse dahi ölçüm ortamından elde edilen rastsallık ölçüm belirsizliğine neden olacaktır. Rastsallık, tuzluluk, sıcaklık ve basınç gibi parametrelerin akustik yayılıma olan etkisinden ortaya çıkmaktadır [21], [60].

Bir diğer belirsizlik hedef sayısıdır. Tespitler değerlendirilirken hedeflere ait farklı olasılıklar göz önünde tutulmalıdır.

- Tespitin doğru ve takip edilmekte olan hedef olabileceği
- Tespitin yeni hedeften gelebileceği (Birth, Spawning)

- Tespitin sahte olduđu (False Alarm, Clutter)
- Hedefin her zaman tespit edilemeyeceđi (Missed Target)

Birden fazla sensör tanımlanması durumunda takip işlemini “Çok sensörlü Çoklu Hedef Takibi” olarak tanımlayabiliriz. Bölüm 2.4.1.1’de belirtildiđi üzere sonar sensör ağlarında Multistatik çalışma yoğun olarak tercih edilmektedir [61], [62].

Multistatik operasyonlar birçok avantaj sağlasa da bu sonar sistemleri yoğun reverberasyon şartlarına maruz kaldıklarında hedef takibi açısından zorlayıcı olabilirler. Özellikle düşük frekanslı aktif sonar sistemlerinde, hacimsel ve çevresel reverberasyonlara ait temas dağılımları gerçek hedef temas dağılımları ile tutarlı özellikler göstermektedir [63]. Bu husus sahte hedef ve gerçek hedefi ayırımında zorluk yaşanmasına neden olmaktadır.

Coraluppi, MSA'lar için Çoklu Hipotez İzleme (MHT) tipi algoritmalar önermiştir [64], [65]. MHT, çoklu hipotezleri bir ağaç yaklaşımı içerisinde değerlendirir ve izleme kalitesini artırır. Ancak algoritma, su altı uygulamaları özelinde veri ilişkilendirmesi anlamında karmaşık olabilir. Son zamanlarda yapılan MHT tabanlı çalışmalarda, veri ilişkilendirme kabiliyetini basitleştirerek performans iyileştirilmesine odaklanılmaktadır [66], [67]. MHT'ye alternatif olarak, Bölüm 2.3’te detayları sunulan Rastsal Sonlu Küme (RFS) tabanlı izleyiciler önerilmektedir. MHT'nin ile RFS filtre çözüm yöntemleri arasında temel fark veri ilişkilendirmesi yaklaşımlarıdır. MHT veri ilişkilendirme temelinde ilerleyerek her bir hedef üzerinde etiketlenmiş hipotez üzerinden hedef durum dağılımını bulmayı amaçlarken, RFS filtreler, hipotezler ve durum uzayı üzerinde ortaklaşa bir sonsal dağılım elde etmeye çalışır [68]. RFS filtre yaklaşımıyla, hedefin sonsal dağılımı doğrudan Bayes yaklaşımında hesaplanabilir. RFS metotların matematiksel tabanının oluşturulmasına sonrası, RFS metotların sualtı takibinde kullanımı önerilmeye başlanmıştır. Mahler tarafından tanıtılan RFS tabanlı Olasılık Hipotez Yoğunluğu (PHD) algoritması ve Kardinalize PHD (CPHD) algoritmaları çeşitli sualtı hedef izleme problemlerine uygulanmıştır [40], [43], [69]. Ancak önerilen bu filtreler, Çoklu Hedef İzleme (MTT) için arzu edilen iz sürekliliğini yörünge bilgisini tahmin edemedikleri nedeniyle sağlayamamaktadırlar. GLMB ve PMBM tabanlı filtreler iz devamlılığını kesintisiz sağlayarak, çoklu hedef için yörünge tahminini de yapabilirler [35], [70].

Son yıllardaki arařtırmalar incelendiđinde, iz s¼rekliliđini sađlamaya y¼nelik, y¼r¼nge bilgisi veren GLMB ve PMBM RFS filtrelerinin tercih edildiđi g¼r¼lmektedir. Bahse konu filtreler genel performans a¼ısından da ¼st¼nl¼k sađlamaktadır. PHD ve PMBM algoritması zorlu senaryolarda GOSPA metriđi kullanılarak ile kıyaslanmış ve PMBM algoritmasının daha iyi performans g¼sterdiđi g¼sterilmiřtir [13].

GLMB filtresi ile PBMB algoritması kıyaslandığıında, PMBM filtresinin dinamik deđişen kořullara daha hızlı uyum sađlaması, senaryo s¼resince hedef y¼r¼ngelerinde meydana gelecek atlama/yer deđiřtirme gibi zorlayıcı kořullarda daha iyi performans g¼sterdiđi gerekçesiyle bir adım ¼ne ¼ıktığı g¼r¼lmektedir. Bu nedenle tez kapsamında PMBM takip filtresi irdelenmiş ve sualtı hedef takip performansını iyileřtirmeye y¼nelik yeni PMBM tabanlı y¼ntem/algoritmalar ¼nerilerek sonu¼ları paylařılmıştır.

Sualtı ađları kullanımıyla kesintisiz ve y¼ksek dođrulukta hedef takibi yapılması bu ¼alıřmanın odak noktasıdır. Tez ¼alıřması kapsamında aktif sens¼rler yardımıyla aydınlatılan sahada, “Sabit konumlandırılmış ¼ok sens¼rl¼ ¼oklu Hedef Takibi” problemi RFS tabanlı metotlar uygulanarak irdelenmiş, PMBM tabanlı takip y¼ntemlerin performans deđerlendirilmesi yapılarak, sualtı sens¼r ađlarına uygulanabilir hale getirilmesi hedeflenmiştir.

3. TEZ KAPSAMINDA ÖNERİLEN METOD

Tez kapsamında, klasik PMBM takip algoritmaları sualtı hedef takibi özelinde incelenmiş ve mevcut PMBM izleyici uygulamasında iyileştirmeler yapılarak performans artışı sağlanması hedeflenmiştir.

Önerilen algoritmada, tespit edilmemiş hedefler ve yeni doğumlar, uyarlanabilir ölçüme dayalı RFS PPP kullanılarak işlenirken, mevcut hedefler MBM süreç güncelleme kuralları kullanılarak ilerletilir. Doğum modelinin uyarlanabilir olduğu PMBM algoritması Gürbüzleştirilmiş PMBM (Robust PMBM, RPMBM) olarak adlandırılmıştır. Bu algoritma Bölüm 3.1'de sunulmuştur.

Ayrıca, tez kapsamında PMBM algoritmasına iz sürekliliğini geliştirmek için MSA'ların Multistatik akustik modele bağlı hedef tespit olasılığının (P^D) dahil edilmesi de önerilmektedir. Önerilen bu algoritma, Gürbüzleştirilmiş Model-Bağımlı PMBM (Robust Model-Dependent PMBM, RMDPMBM) olarak adlandırılır. Bu kapsamda önerilen algoritma Bölüm 3.2'de detaylandırılmaktadır.

3.1. Gürbüz PMBM Filtresi

Sualtı ortamının dinamik olarak değişen koşulları, sonar sistemleri için izleme zorluklarını da beraberinde getirmektedir. Sonar sistemleri, hedeften temas sağlasalar dahi yeni iz başlatmakta güçlük yaşayabilir. Bunun nedeni yoğun gürültü ve sahte hedef sayısının akustik sebepler nedeniyle yüksek miktarda temas listesinde yer almasıdır. Bu durumda takip algoritmaları gerçek hedef ile sahte hedef ayırımında zorlanır.

PMBM filtresinde, tespit edilmeyen hedeflerin yoğunluğuna göre yeni hedefler oluşturulur. Denklem (2.67)'de görüldüğü gibi, tespit edilmemiş yoğunluk fonksiyonu, hayatta kalan tespit edilmemiş hedef yoğunluğuna ve yeni doğumun yoğunluğuna bağlıdır. Hayatta kalan tespit edilmemiş hedefler, doğum yoğunluğundan daha küçük bir yoğunlukla yeni potansiyel hedef oluşturulmasına katkıda bulunur. Başka bir deyişle, doğum modeli yeni bir doğum/yeni iz başlatılmasında ve sürdürülmesinde kritik bir rol oynamaktadır.

PMBM uygulamalarında, Gauss konumlarının bilinen önsel değer olduğu varsayılır, bu nedenle doğum modeli parametreleri sabittir ve izleme sensörünün

kaplama alanının sınır değerlerini kapsayacak şekilde ayarlanır. Bu yaklaşım kaplama alanı net olan yani büyük oranda öngörülen sensörler (Kamera, görüntü sistemleri vb.) için doğrudur.

Ancak, çevresel koşullara bağlı olarak değişen performansları nedeniyle akustik sensörler için kaplama alanını belirlemek kolay değildir. Bu nedenle, doğum yoğunluğundaki Gauss konum bileşenlerini, gözetim alanının öngörülen sınır çizgisinin kenarında konumlandırmak MSA'lar için her zaman yeterli değildir.

Bu çalışma, daha iyi iz sürekliliği sağlamak için ölçümlere dayalı doğum modeli yani Gaussian bileşenlerinin konumlarının uyarlamalı olarak değiştirilmesini önermektedir.

Poisson RFS, Gauss Karışım Model'inden (GMM) örneklenen bileşenlere bağlı olarak yeni doğumları modeller. GMM'nin bileşeni, önceki zaman adımı yayılan ölçüme bağlıdır. Yeni doğan hedef yoğunluğu şu şekilde ifade edilebilir:

$$\lambda^B(x) = \sum_{n=1}^{N_b} \omega_{b,k} \mathcal{N}\left(x; m_{b,k}^{z_{k-1}^{(n)}}, P_{b,k}\right) \quad (3.1)$$

burada $P_{b,k}$ doğum yoğunluğunun ortalama değerlere yakın dağılımını gösterir.

Bir sualtı temasının hedef olarak onaylanması, temasın sürekliliğine bağlıdır. Bu doğum modeli, hedef başlatmadaki gecikmeleri önlemek için önceki ölçümün yakınındaki yeni olası hedefleri göz önünde bulundurarak temasın sürekliliği ilkesini destekler.

3.2. Gürbüz Model-Bağımlı PMBM Filtresi

PMBM algoritması PPP ve MBM güncelleme adımlarından da görüldüğü gibi (bkz. (2.72)-(2.83)), çoklu hedefin sonsal dağılımı, doğrudan hedef tespit olasılığına, $P^D(X)$ bağlıdır. Tespit edilmeyen hedefler için tespit olasılıklarının düşük olduğu bölgelerde sonsal dağılım değeri daha yüksek olacaktır. Benzer şekilde tespit olasılıklarının yüksek olduğu bölgelerde bunun tersi geçerlidir. P^D 'nin bire yakın olduğu senaryolarda PMBM sonsal dağılımında tespit edilmemiş hedef güncellemesi katkısı küçük olacaktır. Sonuç olarak, tespit edilmeyen hedeflerin sayısı senaryo

süresince sabit veya ihmal edilecek seviyede artış gösterir. Bu durumda, yeni potansiyel hedeflerin başlatılması güç olacaktır.

Öte yandan, yoğun gürültü bölgelerinde P^D 'nin düşük olduğu varsayıldığında, tespit edilmeyen hedeflerin sayısı süratle artacaktır. Bu durumda gerçek hedef ayırımı maksatlı iz başlatma ek bir hesaplama maliyeti getirecektir. Bu husus artan yanlış alarm oranı gibi başka dezavantajları da beraberinde getirir. Bu nedenle, P^D 'nin seçimi, uygulama açısından bir risk-getiri dengesi olarak yorumlanabilir.

Yukarıda bahsedilen nedenler göz önünde tutulduğunda P^D 'nin sualtı hedefleri özelinde sabit önceden bilinen bir değer olduğu varsayımı gerçekçi değildir. Böyle bir yaklaşım değişen ortam şartlarına ayak uyduramayarak takipçi performansının düşmesine neden olur.

Kısaca, P^D 'nin hesaplama doğruluğu önemli bir parametredir. Sualtı takip gereksinimleri göz önüne alındığında, P^D , akustik yayılma koşullarına bağlı olarak çalışma sırasında dinamik olarak değişmelidir. Akustik yayılım modelleri göz önünde tutularak hesaplanan P^D değeri algoritmaya doğrudan katkı sağlayacaktır. Tez kapsamında Multistatik sonar ağları göz önünde tutularak mesafeye bağlı P^D değeri dinamik olarak hesaplanarak PMBM algoritmasında hesaba dahil edilmiştir.

Modele bağlı P^D , izleyici performansını artırır ve güncelleme adımında takip edilen hedeflerin gölge bölgesi veya akustik geçiş/atlama bölgelerinde izleyiciden düşmesini önler. Bu modele bağlı algoritma, Model Tabanlı Gürbüz PMBM Filtresi (Robust Model-Dependent, RMDPMBM) izleyicisi olarak isimlendirilmiştir. Önerilen algoritmanın akış diyagramı, Şekil 3.1'de gösterilmektedir. Şekilde, kırmızı düğümler önerilen RMDPMBM algoritmasının mevcut PMBM algoritmasına katkısını vurgularken, diğer düğümler standart PMBM filtresinin işlem adımlarını göstermektedir. Bölüm 3.3'te Multistatik Sonar Ağları için tespit olasılığı hesabı Fewell'in çalışması baz alınarak açıklanmaktadır [71].

3.3. Multistatik Sonar Ağları için Tespit Olasılığı Hesabı

Yüksek doğrulukla Multistatik akustik yayılım modellemesi kullanılarak P^D 'yi hesaplamaya yönelik yaklaşımlar uygulamada aşırı işlem yüküne sebep olabilir. Akustik yayılım şartları göz önünde tutulduğunda, beklenti yayılma kayıplarının mesafeye bağlı büyük değişim göstermesidir [72]. Bu nedenle hedef tespit olasılığı

hedef mesafesi ile doğru orantılı olarak azalan eğilimle hareket etmelidir. P^D 'nin azalan eğilimi, cookie-cutter (sabit eşik), üssel eğri veya Fermi fonksiyonu gibi modeller kullanılarak modellenenabilir. Bu üç yaklaşım arasındaki fark, bozulmuş akustik hedef tespit bölgesine geçiştir. Hedef tespit olasılığındaki geçişler, diğer iki eğriye kıyasla Fermi fonksiyonunda daha yumuşaktır. Fermi işlevi, P^D hesaplaması için yaygın olarak kullanılır ve şu şekilde verilir [71]:

$$P_{s,r}^D = \frac{1}{1 + 10^{(R_{multi}/R_0-1)/b}} \quad (3.2)$$

burada $P_{s,r}^D$, tek bir kaynak-alıcı çifti için hedef tespit olasılığını gösterir. MSA durumunda, tüm çiftler dikkate alınmalıdır. b parametresi, gölge bölgesine veya tespit imkanının yüksek olduğu bölge dışına yumuşak geçişi benzetmeye yardımcı olur ve Fermi fonksiyonunun kuyruk genişliğini gösterir. Burada, R_0 , hedef tespit olasılığı %50 iken sonar hedef tespit olasılığına ilişkin mesafedir. R_{multi} , Multistatik yayılma kaybı veya Monostatik eşdeğer mesafeyi belirtir. R_{multi} , kaynak-hedef ve hedef-alıcı mesafeleri ile şu şekilde ifade edilir [73]:

$$R_{multi} = \sqrt{R_{ST}R_{TR}} . \quad (3.3)$$

Multistatik senaryo çerçevesinde akustik model oluşturulmuştur. Multistatik üzerine yapılan birçok akademik çalışmada kullanılan Fermi modeli kapsama ve hedef tespit olasılığı modellemesi için tez kapsamında tercih edilmiştir [71], [72], [74].

MSA'lar için toplam hedef tespit olasılığı, P_t^D , Hedef tespit Eşiğinin (DT) üzerinde dB cinsinden sinyal fazlalığı seviyesini gösteren ve mesafe ile azalan Sinyal Aşım değeri (SE) dikkate alınarak yenilenir. Multistatik aktif sonar için SE hesaplaması, gürültü sınırlı koşullarda için oluşturulan Bistatik sonar denkleminin çoklu sensör çifti için çözümüdür [73]:

$$SE = SL + TS - TL_{ST} - TL_{TR} - NL - DT. \quad (3.4)$$

Burada SL , vericinin kaynak seviyesidir. Hedef geometri ve saçılma karakteristiği, Hedef Kuvveti (TS) terimi ile değerlendirilir. Diğer önemli terim ise

Gürültü Seviyesidir (NL). NL, çevreden veya ticari trafikten kaynaklanan sensöre müdahalelerdir. Bu nedenle NL, sonar performansını doğrudan etkileyerek sinyal-gürültü oranını (SNR) azaltır. NL genellikle izotropik olarak kabul edilir. Sonar denklemindeki son terim, esas olarak akustik menzile bağlı yayılma ve emilim kaybına bağlı olan İletim Kaybıdır (TL). Sonar denkleminin tüm parametreleri TL dışında, transmisyon süreleri boyunca sabittir. Dolayısıyla modellemede kritik parametre TL olarak ifade edilebilir [73],

$$TL_{multi} = k \log(R_{ST} R_{TR}) + \alpha(R_{ST} + R_{TR}) \quad (3.5)$$

burada α emilim katsayısıdır ve k geometrik yayılma kaybı katsayısıdır (k , küresel yayılma için 20'ye, silindirik yayılma için 10'a eşittir). Yayılma mesafesi, kaynak-hedef ve hedef-alıcı mesafelerinin toplamına eşittir.

Geometrik yayılma kaybının TL hesabında baskın etkisi olduğu varsayılmaktadır; emilim kayıpları yüksek frekanslarda model için önem kazanmaktadır [75]. Bu nedenle hesaplama mesafe özelinde yapılarak emilim kaybı, akustik modele bir düzeltme faktörü olarak dahil edilir.

Fermi fonksiyonu kullanılarak P^D hesaplandıktan sonra, transmisyon frekansı ve hedefin mesafesi doğrultusunda emilim kaybı hesaplanarak, P^D 'ye emilim kaybı düzeltilmesi yapılır. Düzeltme işlemi için öncelikle hedef tespit olasılığı ile sinyal aşımı arasında bir ilişkilendirme yapılmalıdır. SE – P^D geçişi maksatlı aşağıdaki denklem kullanılır [71]:

$$SE_{uncorr.} = \sigma_n \sqrt{2} \operatorname{inverf}(2P^D - 1) \quad (3.6)$$

burada inverf , ters hata fonksiyonuna karşılık gelir. Akustik Gürültünün standart sapması değeri çoğunlukla, Urick tarafından önerilen $\sigma_n = 8$ (dB) değerine ayarlanır. Bahse konu standart sapma değerinin saha çalışmalarından toplanan ölçüm değerlerine azami oranda benzerlik gösterdiği belirtilmektedir. Müteakiben (3.6)'ya emilim kaybı düzeltilmesi uygulanarak düzeltilmiş Sinyal Aşım değeri elde edilir.

$$SE_{corr} = SE_{uncorr.} - \alpha(R_{st} + R_{rt} - 2R_{equiv}). \quad (3.7)$$

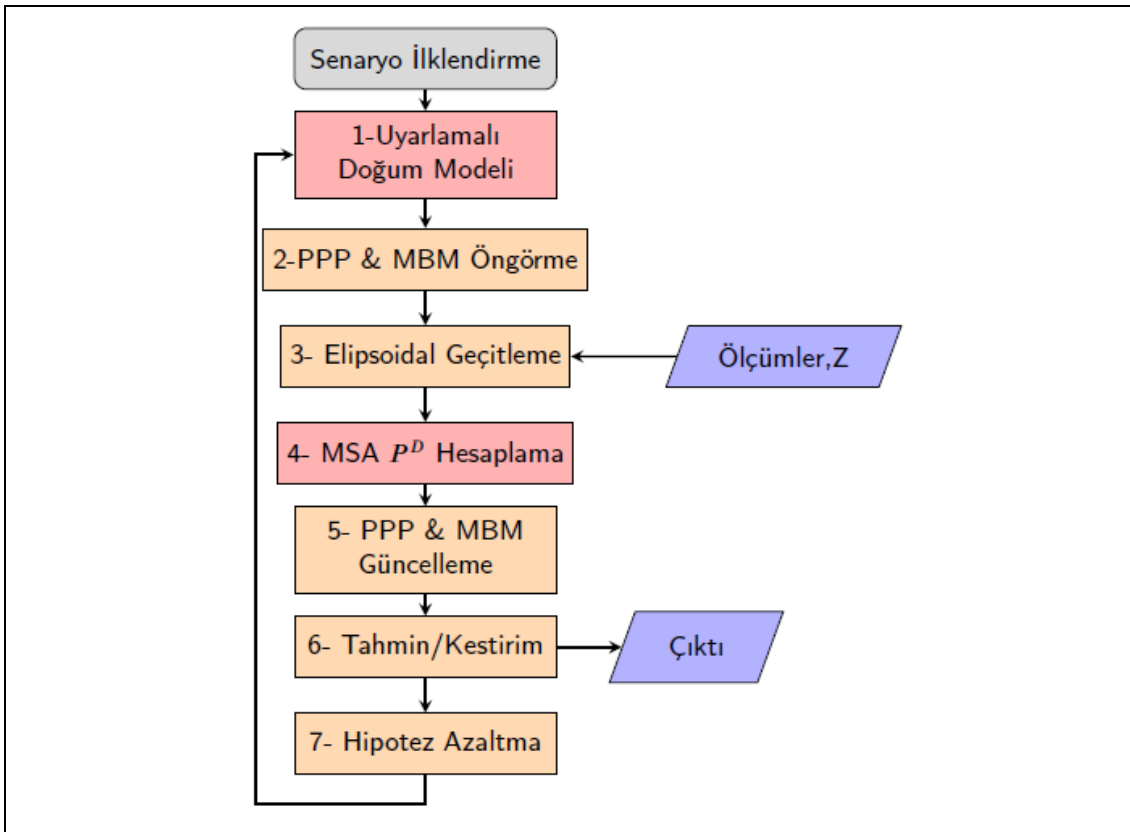
Son olarak, P^D , aşağıdaki geçiş denklemi kullanılarak her bir alıcı-verici çifti için yeniden hesaplanır:

$$P_{s,r}^D = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{SE}{\sigma_n \sqrt{2}} \right) \right). \quad (3.8)$$

Tüm olasılıkların bağımsız olduğu ve ağdaki tüm alıcı-verici çiftleri göz önüne alındığında, MSA'lar için toplam hedef tespit olasılığı şu şekilde ifade edilebilir [72]:

$$P_t^D = 1 - \prod_{(s,r) \in S \times R} (1 - P_{s,r}^D) \quad (3.9)$$

burada kaynak $s \in S$ ve alıcı $r \in R$ 'dir.



Şekil 3.1: RMDPMBM algoritması akış diyagramı.

4. SİMÜLASYON ve SONUÇLAR

Tez kapsamında Bölüm-3'te önerilen RPMBM ve RMDPMBM performanslarının gözlenmesi amacıyla iki aşamada toplam 6 farklı benzetim senaryosu oluşturulmuştur. PMBM algoritmaların çıktıları hedef yörüngeler kümesi ve hedef durumlar kümesi olacak şekilde senaryolar koşulmuştur. Algoritma çıktısının Hedef Yörüngesi olduğunu durumda PMBM algoritmasının başına "T" notasyonu eklenmiştir (örneğin, T-PMBM, T-RPMBM, T-RMDPMBM).

İlk aşamada uyarlanabilir doğum modelinin PMBM ile RPMBM algoritmaları üzerindeki etkisi üç farklı senaryo dahilinde ele alınmıştır. İkinci aşamada ise sualtı takibi özelinde benzetim yapılmış ve üç farklı MSA senaryosu koşularak T-RMDPMBM/ RMDPMBM performansı diğer algoritmalar ile kıyaslanmıştır. Aşağıda yer alan alt bölümde simülasyonlarda kullanılan model bilgileri ve metrik bilgisi anlatılmakta müteakip alt bölümlerde ise oluşturulan simülasyonlar detaylandırılarak takip algoritması sonuçları sunulmaktadır.

4.1. Senaryo Modeli

Senaryolarda hedef hareketlerinin doğrusal Gauss modeline sahip olduğu ve elde edilen ölçümlerin noktasal ölçüm modeli çerçevesinde karakteristik gösterdiği varsayılmaktadır [76]. Bu kapsamda hedef hareketi ve hedeften elde edilen ölçümleri modellemek için aşağıdaki denklemler kullanılır:

$$f_{k|k'}(x|\zeta) = \mathcal{N}(x; F_{k-1}\zeta, Q_{k-1}), \quad (4.1)$$

$$g_k(z|x) = \mathcal{N}(z; H_k x, R_k), \quad (4.2)$$

burada ζ hedefin bir önceki durum değerine karşılık gelir. Takip algoritması, geçitlenmiş her ölçümü yeni bir iz hipotezi oluşturduğunu varsayarak iz odaklı bir yaklaşım ile çalışır.

4.1.1. Ölçüm Modeli

Ölçümlerin, birden fazla alıcı ve verici çiftinden oluşan sualtı Multistatik sonar ağ sisteminden elde edildiği varsayılmaktadır. Her ölçümün bileşenleri, mesafe (metre cinsinden) ve kerterizdir (radyan cinsinden). Ölçüm modeli, olası olmayan ölçümleri göz ardı etmek için elipsoidal geçitleme kullanır. Ölçüm bileşeni şu şekilde ifade edilebilir,

$$\begin{bmatrix} \theta \\ r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tan^{-1}(x, y) \\ t_{toa} \times sos \end{bmatrix} + \omega, \quad \omega \sim \mathcal{N}(0, \Sigma) \quad (4.3)$$

burada menzil, ses hızı (sos) ve ekonun varış zamanı (t_{toa}) kullanılarak metre cinsinden hesaplanır. Kerteriz ise kartezyen düzlemdeki konumlardan yola çıkılarak radyan cinsinden hesaplanır. Ölçüm gürültüsünün normal dağılıma sahip olduğu varsayılarak ölçümlere dahil edilir.

Hedef kaynaklı ölçümlere, gürültü ölçüm modelince (Clutter) hesaplanan yanlış temaslar dahil edilmektedir. Gürültü Ölçüm modelinin olasılıksal dağılımının, yoğunluk parametresi, λ , 10'a eşit ve homojen dağıtılmış Poisson modeli olduğu kabul edilmiştir. Gürültü ölçüm modeli, transmisyon başına ortalama 10 sahte temas üreterek, sonar ölçümlerine sahte hedeflerin dahil edilmesini sağlar. Sahte temaslar belirlenen sualtı alanı ($6 \text{ km} \times 6 \text{ km}$) boyunca homojen olarak dağıtılmıştır.

4.1.2. Hareket Modeli

Hedef hareket modeli, sabit hayatta kalma olasılığı, $p_{S,k} = 0.99$ ile doğrusal Gauss modelini takip eder. Hedef durum bilgisi, x ve y eksenlerindeki konum (metre) ve hız (m/s) bileşenlerinden oluşmaktadır:

$$x_k = [p_{x,k}, p_{y,k}, \dot{p}_{x,k}, \dot{p}_{y,k}]. \quad (4.4)$$

Yörünge izleme durumunda, yörünge durumu hedef durum bilgisi, izleme başlangıç anı (β) ve son takip zamanı bileşenlerinden (ϵ) oluşur [77].

$$X = (\beta, \epsilon, x_{\beta:\epsilon}), \quad \beta \leq \epsilon \leq k. \quad (4.5)$$

4.1.3. Hedef Doğum Modeli

İz başlatmada önsel bilgilerin bilindiği varsayılır. Bu yaklaşım PMBM uygulamasında senaryo süresince sabit kalırken, önerilen yeni algoritmalarda değişken ve uyarlanabilir olduğu varsayılmaktadır. Önerilen yöntemde doğum modeline ait konum bileşenleri, bir önceki ölçüm zamanından elde edilen ölçümler kullanılarak güncellenir. Hız bileşeni, izleyicinin yalnızca hareketli hedefleri izlediği varsayılarak GMM kullanılarak rastsal olarak örneklenir.

Doğum sayısı doğrudan ölçüm sayısına bağlıdır ve zamana göre değişir. Doğum öncesi hız bileşenleri için önceden tanımlanmış Gauss modeli ($\sigma_v = 0.5 \text{ m/s}$) kullanılır. Kullanılan Kovaryans matrisi 10 metre mesafe hatası ve 0,5 m/sn konum hatası olacak şekilde seçilmiştir.

$$P_b = \begin{bmatrix} 100 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 100 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.25 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.25 \end{bmatrix}. \quad (4.6)$$

4.1.4. Hipotez Azaltma

PMBM algoritmalarında güncelleme adımından sonra, tüm hipotezler yeniden ele alınır ve hipotez ağacına yeni hipotezler eklenir. Bu güncellemeler, global hipotez sayısında dikkate değer artışa neden olur. Global hipotezlerin sayısındaki bu artışın dengelenmesi için hipotez azaltma yöntemleri kullanılır. Bu sayede izleyicinin karmaşıklığı azaltılır. Model çerçevesinde kullanılan hipotez azaltma yöntemleri budama, indirgeme ve en iyi hipotez seçimi olarak kısıtlamadır.

Budama, ağırlığı eşiğin altında olan bileşenleri yok saymak için uygulanır. Budama, ağırlığı eşiğin altında olan bileşenler göz ardı edilerek Poisson işleminin çıktısına uygulanır.

$$p_{k|k}^{h_k} \leq \Gamma_{thresh}^l \quad (4.7)$$

MBM sürecinde ise indirgeme yöntemi kullanılır ve önceden belirlenmiş sayıda en iyi global hipotezinin seçimi yapılırken diğerleri ihmal edilir. En iyi hipotezlerin belirlenmesi kapsamında her bir hipotezin logaritmik ağırlık değeri hesaplanır. Ağırlık değerleri da ölçüm ilişkilerinin kombinasyonu dikkate alınarak hesaplanır. Bu nedenle, ağırlıkların hesaplanması tüm olasılıklar dikkate alınarak yapılır (hatalı hedef, mevcut hedef, yeni doğum). Hesaplanan ağırlık değerleri, Murty's optimizasyon algoritmasına beslenerek nihai maliyet hesaplanır [78].

Son olarak azami hipotezin sayısı izleyicinin hesaplama performansını artırmak için önceden belirlenen maksimum hedef sayısı ile sınırlanır.

$$\mathcal{H}_k > N_{max} \quad (4.8)$$

4.1.5. Performans Belirlenmesi

Takip sonucu elde edilen durum vektörlerin kıyaslanmasında kullanılan klasik metrikler, küme yaklaşımına sahip yöntemlerde yardımcı olmamaktadır. Bu nedenle kardinaliteyi göz önünde bulundurarak performans değerlendirmesi yapan metriklere ihtiyaç duyulmaktadır. Optimum Alt-Örüntü Atanması (Optimal Subpattern Assignment- OSPA) ve Genelleştirilmiş Optimal Alt Model Atama (Generalized Optimal Subpattern Assignment-GOSPA) metrikleri takip performansını değerlendirmede yaygın olarak kullanılmaktadır [79], [80]. Tez kapsamında kardinalite hatasının OSPA metriğine göre daha detaylı sunan GOSPA metriği kullanılmıştır.

4.1.5.1. Genelleştirilmiş Optimal Alt Model Atama Metriği

MSA kapsamında koşulan senaryolarda, çoklu hedef izlemenin performansı, Genelleştirilmiş Optimal Alt Model Atama (GOSPA) metriği kullanılarak değerlendirilmektedir [80].

GOSPA α parametresi 2'ye eşit olduğunda, GOSPA metriği aşağıdaki eşitlik ile ifade edilebilir;

$$\mathbb{E}[d_1^{c,2}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{x})] = \left[\min_{\gamma \in \Gamma} \left(\sum_{(i,j) \in \gamma} d(x^i, \hat{x}^j)^p + \frac{c^p}{\alpha} (|\mathbf{x}| - |\gamma| + |\hat{\mathbf{x}}| - |\gamma|) \right) \right]^{\frac{1}{p}} \quad (4.9)$$

burada $d^{(c)}(x, \hat{x}) = \min(c, d(x, \hat{x}))$ gerçek hedef durum bileşenleri (x) ile tahmin edilen durum bileşenleri kümesi (\hat{x}) arasındaki mesafeyi ifade eder. c burada katı eşik olarak görev yaparak, tespit edilemeyen ve hatalı izlerin değerlendirmesine yardımcı olur. γ doğru tespit edilen hedefleri ifade eder. γ ile olan fark, sırasıyla tespit edilemeyen ve sahte hedeflerin maliyetlendirilmesine yardımcı olur. Denklemden yer alan son parametre olan p , durum uzayının L_p normunu ifade eder.

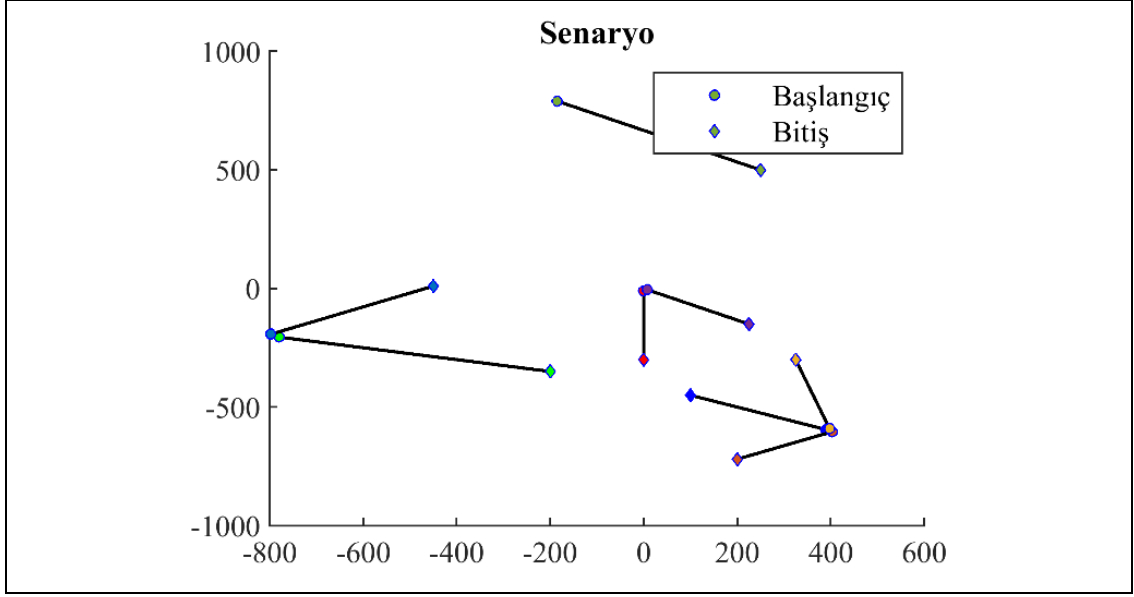
4.2. RPMBM ile PMBM Algoritması Kıyaslanması

Bu bölümde PMBM ve RPMBM algoritmaları performansı üç farklı senaryo ile kıyaslanmıştır. Benzetim modelleri üzerinde PMBM ve RPMBM algoritmalarının performans değerlendirilmesi GOSPA metriği kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Senaryo-1’de sabit hedef sayısı ile çoklu hedef takibi amaçlanmaktadır. Senaryo-2’de çoklu hedef takip probleminin karmaşıklığı değişken hedef sayısının uzun süreli senaryo dahilinde ele alınmasıyla artırılmıştır. Son olarak Senaryo-3’te hedef takibinde zorlayıcı durum olarak kabul edilen yakın ve transit geçiş durumları ele alınmıştır.

4.2.1. Senaryo-1: Sabit Hedef Sayısı ile Çoklu Hedef Takibi

Bu senaryo özelinde kısa süreli sabit sayıda çoklu hedef takibi hedeflenmiştir. Senaryonun görseli Şekil 4.1’de, hedef ilk konum ve hedef kinematik değerleri Tablo 4.1’de sunulmaktadır. Senaryoda dört farklı noktada doğan 8 hedef bulunmaktadır. Senaryo süresince hedefler hareketlerine sabit rota ve süratte devam etmektedir. Hedef rota ve süratleri birbirinden farklıdır. Senaryo süresi her bir saniyeye karşılık gelen 30 takip adımı olarak belirlenmiştir. Senaryo Monte Carlo simülasyonu kapsamında 100 defa yinelenmiştir.

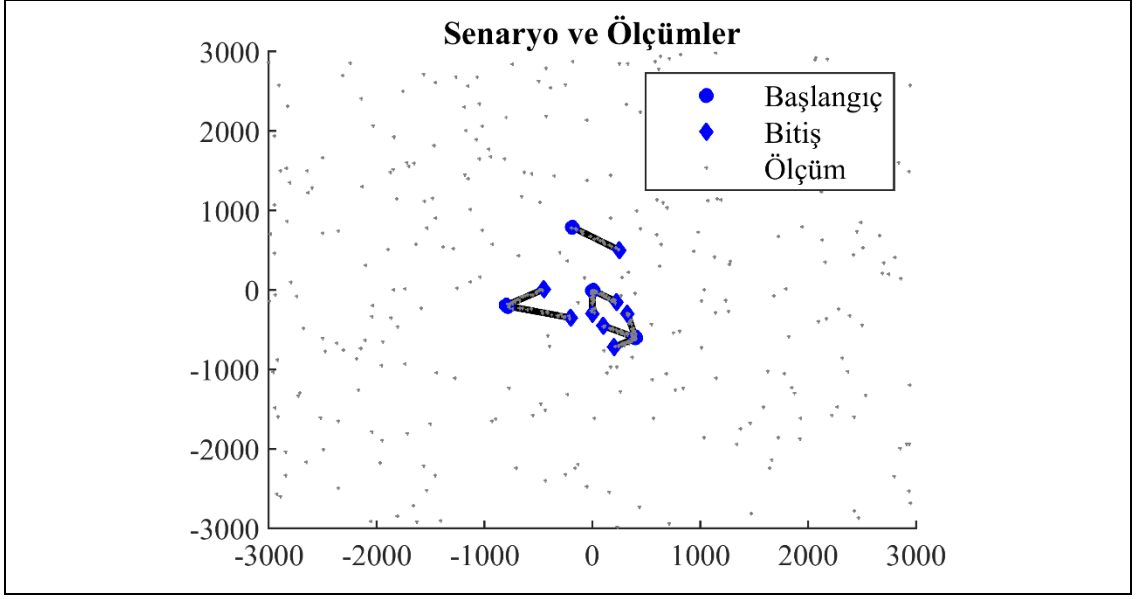


Şekil 4.1: Sabit sayıda kısa süreli hedef takibinin incelenmesi maksatlı üretilen Çoklu Hedef Takibi Senaryosu. Hedeflerin başlangıç anı “Daire” ile bitiş anları ise “Eşkenar” sembolü kullanılarak işaretlenmiştir. Farklı sembol renkleri farklı hedefleri ifade etmektedir.

Tablo 4.1: Senaryo-1 hedef kinematikleri.

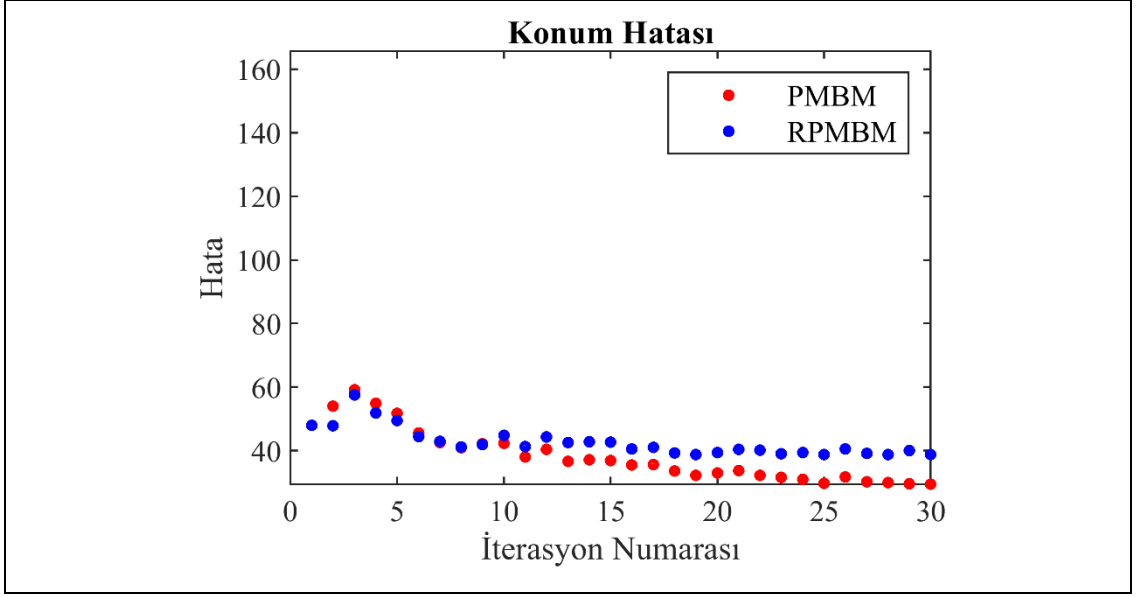
Hedef Nu		1	2	3	4	5	6	7	8
Durum	X (metre)	0	400	-800	410	400	0	-810	-200
	Y (metre)	0	-600	-200	-600	-600	0	-200	800
Vektörü	v_x (m/sn)	0	-10	20	-7	-2.5	7.5	12	15
	v_y (m/sn)	-10	5	-5	-4	10	-5	7	-10

Senaryo süresince elde edilen ölçümler Şekil 4.2’de sergilenmektedir. Şekil incelendiğinde elde edilen ölçümlerin hedefler üzerinde yoğunlaştığı ancak sahte alarmlarında sahada yoğun bir şekilde yer aldığı görülmektedir. Hedef hareketlerinin başlangıçları “Daire”, hareketlerini sonlandırdıkları mevki “Eşkenar”, elde edilen ölçümler ise gri renkli “+” sembolü kullanılarak şekil üzerinde işaretlenmiştir.

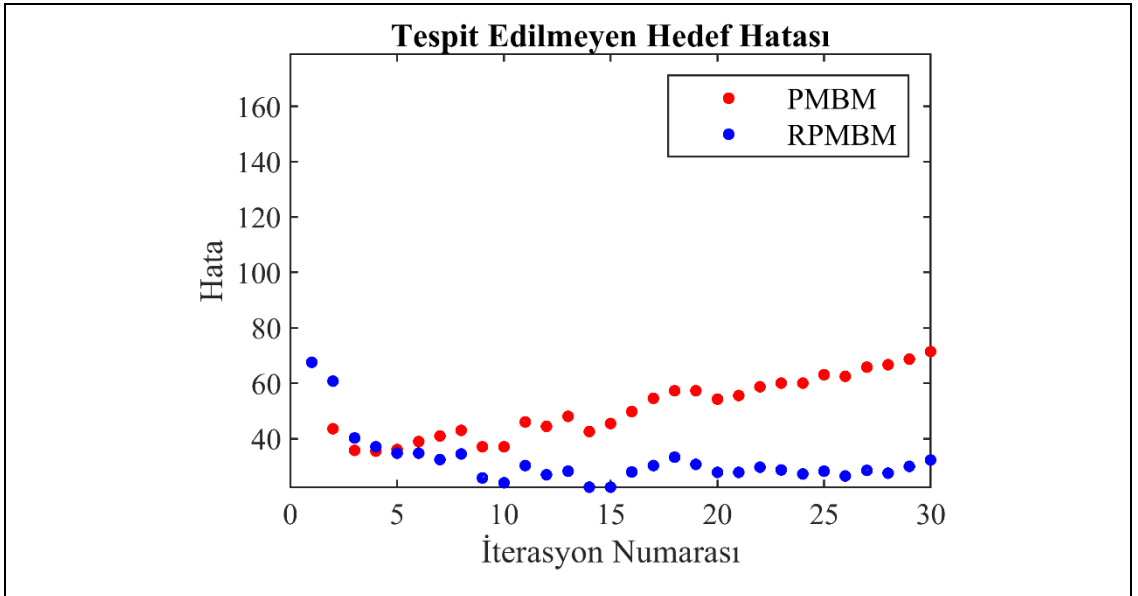


Şekil 4.2: Senaryo-1 hedef yörüngeleri ve elde edilen ölçümler.

Takip neticesinde elde edilen ortalama GOSPA metriği konum hatası sonuçları Şekil 4.3'te sergilenmektedir. Bahse konu grafikte kırmızı "Nokta" sembolü PMBM konum hatasını sergilerken mavi "Nokta" RPMBM konum hatasını sergilemektedir. Grafik incelendiğinde iki algoritmanın da senaryo süresince benzer performans sergilediği görülmektedir. Ancak RPMBM algoritmasının kısmen daha fazla konum hatası ürettiği görülmektedir. Bunun nedeni GOSPA metriğinin doğru tespitler haricinde konum hatası üretmemesidir. PMBM algoritmasının senaryo genelinde toplam hedef sayısını RPMBM algoritmasına kıyasla daha düşük performans ile tahmin etmesi sebebiyle konum hatası da daha az üretmiştir. Bu husus ortalama GOSPA tespit edilemeyen hedef hatası grafiğinin yer aldığı Şekil 4.4'te açık şekilde görülmektedir.

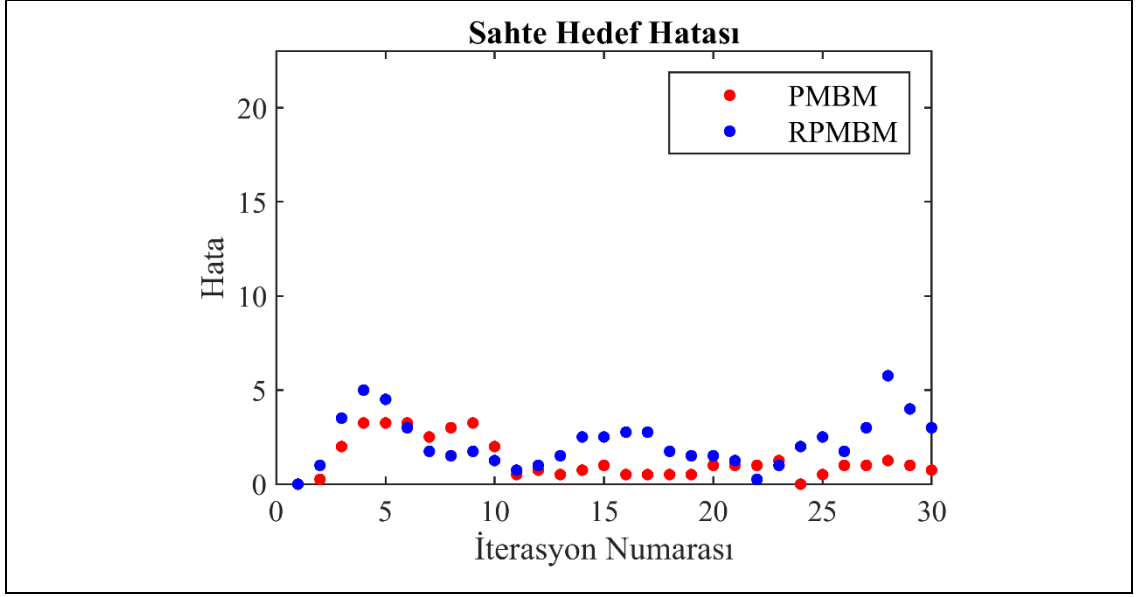


Şekil 4.3: İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği konum hatası sonuçları grafiği.



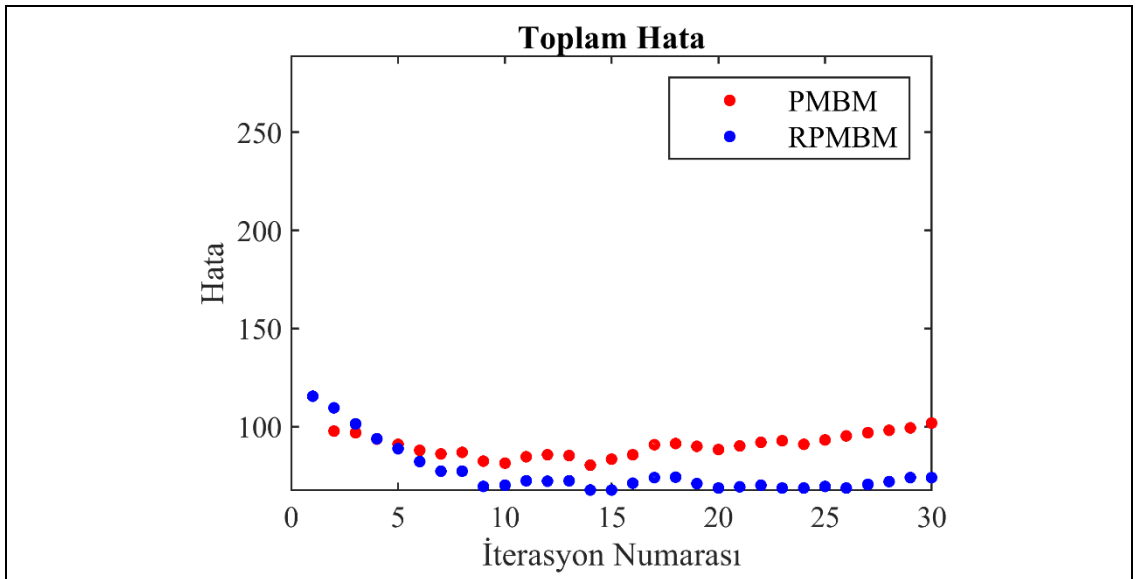
Şekil 4.4: İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği tespit edilemeyen hedef hatası sonuçları grafiği.

Sahte hedef sayıları incelendiğinde RPMBM algoritmasını ile PMBM algoritmasının benzer performans sergilediği ancak RPMBM algoritmasının her ölçümü bir sonraki ölçüm için doğum modeli parametresi olarak kullanması sebebiyle daha fazla sahte hedef sayısı ürettiği görülmektedir.



Şekil 4.5: Ortalama GOSPA metrik sonuçlarının iterasyon numarasına bağlı sahte hedef hatası.

Bütün ortalama GOSPA metriği bileşenlerinin toplamıyla elde edilen “Toplam Hata” Şekil 4.6’da sunulmaktadır. Grafik incelendiğinde, senaryo genelinde PMBM algoritmasına kıyasla RPMBM algoritmasının daha az hata ürettiği görülmektedir. İki algoritma arasındaki temel fark senaryo süresince hedef temaslarında kesilme yaşanması nedeniyle takibin PMBM algoritması tarafından sonlandırılması ve bu husus neticesinde tespit edilmeyen hedef hatasının artış göstermesidir.

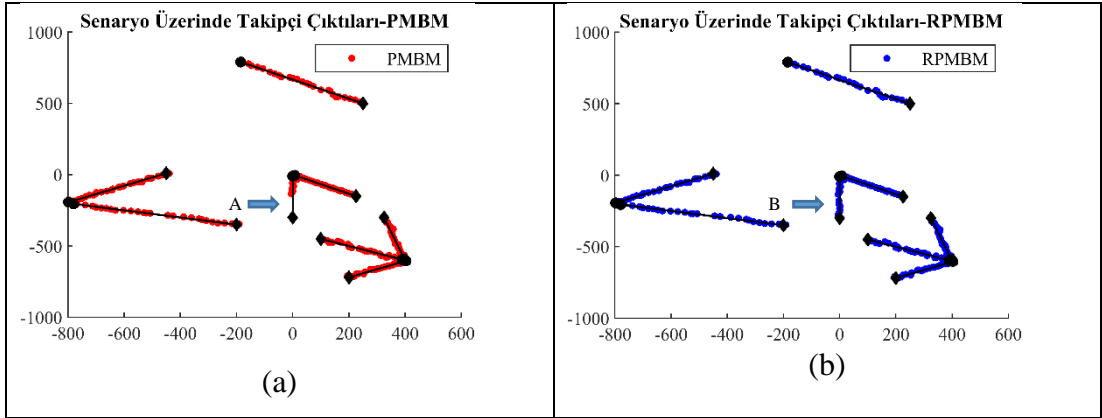


Şekil 4.6: Ortalama GOSPA metrik sonuçlarının iterasyon numarasına bağlı toplam hatası.

Ortalama GOSPA metriği grafikleri incelendiğinde iki algoritmanın da birbirine yakın sonuç sergilediği, RPMBM algoritmasının tespit edilemeyen hedef hatasında dolayısıyla toplam hata miktarında fark edilebilir seviyede avantaj sağladığı görülmektedir. Ancak, uyarlamalı doğum modeli kullanımı nedeniyle RPMBM algoritmasının PMBM algoritmasına kıyasla kısmen daha yüksek sahte hedef hatasına sahip olduğu görülmektedir.

Hedef takibinin senaryo süresince kesintisiz yapılıp yapılmadığının anlaşılması için takip algoritmaları çıktısı

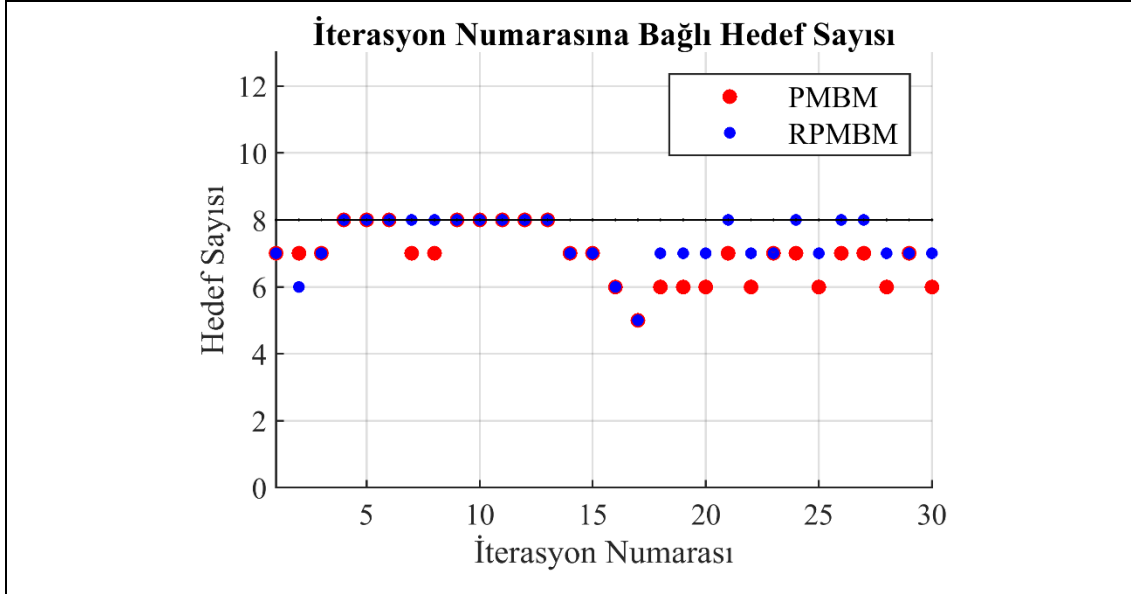
Şekil 4.7’de görselleştirilmiştir. Şekil incelendiğinde, PMBM algoritmasının “A” ile işaretlenmiş okun gösterdiği bölgede hedefi takipten düşürdüğü ve tekrardan hedef takibini sağlayamadığı; Aynı hedef için, RPMBM algoritmasının şekil üzerinde “B” ile işaretlenmiş okun gösterdiği bölgede iz takibini kesintisiz bir şekilde başarılı bir şekilde icra ettiği görülmektedir. Kısaca, iz takibinde kopma yaşandığı durumlarda PMBM algoritmasının yeni doğumları sabit bölgelerden beklemesi nedeniyle kaybolan temasları yeniden ize dönüştürmede sorunlar yaşadığı uyarlanabilir doğum modeline sahip RPMBM algoritmasının ise iz kaybı sonrası en kısa sürede hedef takibine yeniden başlayabildiği sonucu çıkartılmıştır.



Şekil 4.7: PMBM ve RPMBM takip algoritmaları çıktılarının kıyaslanması. (a) PMBM algoritması çıktıları kırmızı renkle işaretlenmiştir. (b) RPMBM algoritması çıktıları mavi renkle işaretlenmiştir.

Son olarak bazı takip problemlerinde kritik öneme sahip “hedef sayısının tahmininin yüksek doğrulukta ve devamlı yapılması” isterinin takip filtreleri tarafından karşılanıp karşılanmadığının gözlenmesi maksatlı oluşturulan grafik gösterim Şekil 4.8’de sunulmaktadır. Bu grafikte kardinalite sayısının (hedef sayısı)

takip sürecinde hangi doğrulukta tahmin edildiği gösterilmektedir. RPMBM algoritmasının gerçek hedef sayısına klasik PMBM algoritmasına kıyasla daha büyük oranda yakınsadığı görülmektedir.

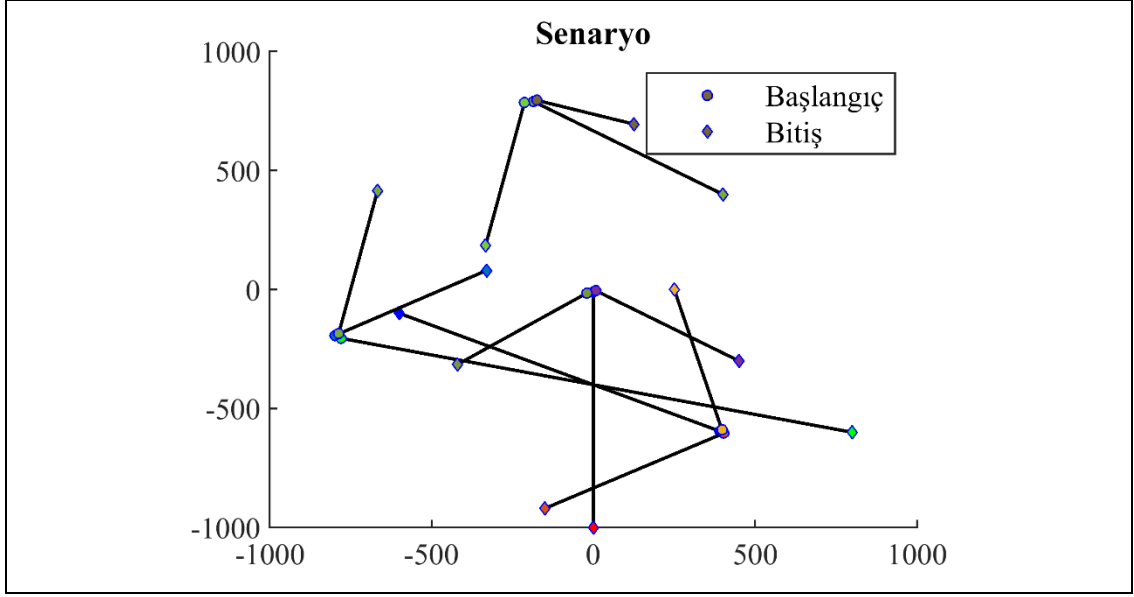


Şekil 4.8: İterasyon numarasına bağlı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi. Mavi RPMBM tahminlerini sergilerken kırmızı PMBM çıktılarını, siyah çizgi ise senaryoda iterasyon zamanına bağlı gerçek hedef sayısını sergilemektedir.

4.2.2. Senaryo-2: Değişken Hedef Sayısı ile Çoklu Hedef Takibi

Bu senaryoda değişken hedef sayısı kabul edilmiş ve uzun süreli çoklu hedef takip edilmesi hedeflenmiştir. Senaryo süresince takip edilen hedef sayısı dinamik olarak değişmektedir. Birinci senaryoya kıyasla takip algoritmalarını zorlayıcı bir senaryo yaratılarak PMBM ve RPMBM takip algoritmalarının değişken hedef sayısı koşullarındaki performansının değerlendirilmesi amaçlanmaktadır.

Senaryoda dört farklı noktada farklı zamanlarda doğan 12 hedef bulunmaktadır. Senaryo süresince hedefler hareketlerine devam etmektedir. Hedef rota ve süratleri birbirinden farklıdır. Senaryo süresi 100 takip adımı olarak belirlenmiştir. Senaryo Monte Carlo simülasyonu kapsamında 100 defa yinelenmiştir. Senaryoda yer alan hedef yörüngeleri Şekil 4.9'da hedef kinematikleri ise Tablo 4.2'de sunulmaktadır.



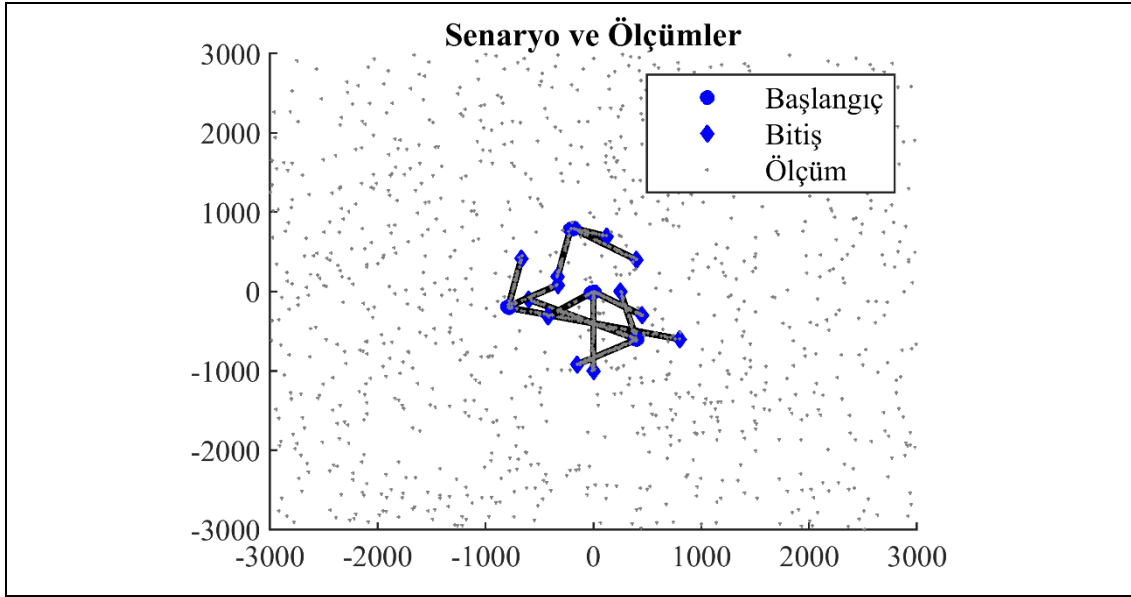
Şekil 4.9: Senaryo-2’de yer alan hedeflerin yörüngeleri. Hedeflerin başlangıç anı “Daire” ile bitiş anları ise “Eşkenar” sembolü kullanılarak işaretlenmiştir. Farklı sembol renkleri farklı hedefleri ifade etmektedir.

Tablo 4.2: Senaryo-2 hedef kinematikleri.

Hedef Nu		1	2	3	4	5	6	7	8
Durum Vektörü	X (metre)	0	400	-800	410	400	0	-810	-200
	Y (metre)	0	-600	-200	-600	-600	0	-200	800
	v_x (m/sn)	0	-10	20	-7	-2.5	7.5	12	15
	v_y (m/sn)	-10	5	-5	-4	10	-5	7	-10
	Doğum	1	1	21	21	41	41	61	61
	Zamanı	1	1	21	21	41	41	61	61
Hedef Nu		9	10	11	12				
Durum Vektörü	X (metre)	-790	-210	0	-190				
	Y (metre)	-200	800	0	800				
	v_x (m/sn)	3	-3	-20	15				
	v_y (m/sn)	15	-15	-15	-5				
	Doğum	60	60	80	80				
	Zamanı	60	60	80	80				

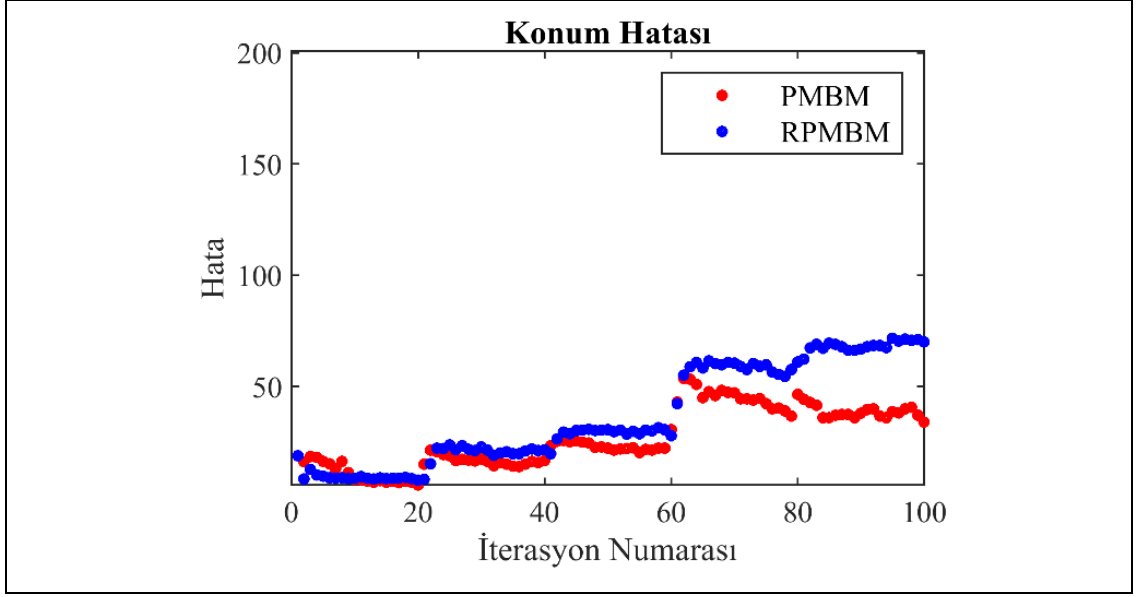
Senaryo süresince elde edilen ölçümler Şekil 4.10’da sergilenmektedir. Şekil incelendiğinde elde edilen ölçümlerin hedefler üzerinde yoğunlaştığı ancak sahte alarmlarında sahada yoğun bir şekilde yer aldığı görülmektedir. Hedef hareketlerinin

başlangıçları “Daire”, hareketlerini sonlandırdıkları mevki “Eşkenar”, elde edilen ölçümler ise gri renkli “+” sembolü kullanılarak şekil üzerinde işaretlenmiştir.



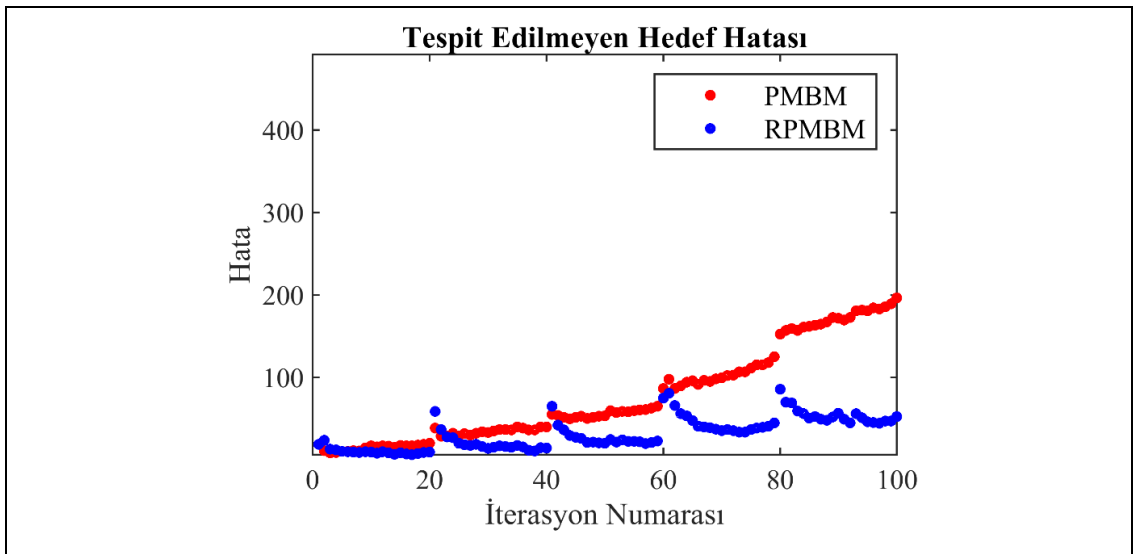
Şekil 4.10: Uzun Süreli Takiplerin incelenmesi maksatlı üretilen Çoklu Hedef Takibi Senaryosu.

100 Monte Carlo ile yinelenen koşum neticesinde elde edilen ortalama GOSPA metriği konum hatası sonuçları Şekil 4.11’de sunulmaktadır. Mavi “Nokta” PMBM tahminlerini sergilerken kırmızı “Nokta” RPMBM çıktılarını sergilemektedir. Artan hedef sayısına bağlı olarak RPMBM algoritmasının konum hatası PMBM algoritmasına kıyasla artış eğilimi göstermektedir. PMBM algoritmasının daha düşük konum hatası üretmesindeki neden, Senaryo-1’dekine benzer şekilde PMBM algoritmasının toplam hedef sayısını doğru bir şekilde tahmin edememesi ve bu bölgelerde yalnızca tespit edilemeyen hedef hatasına sahip olmasıdır.

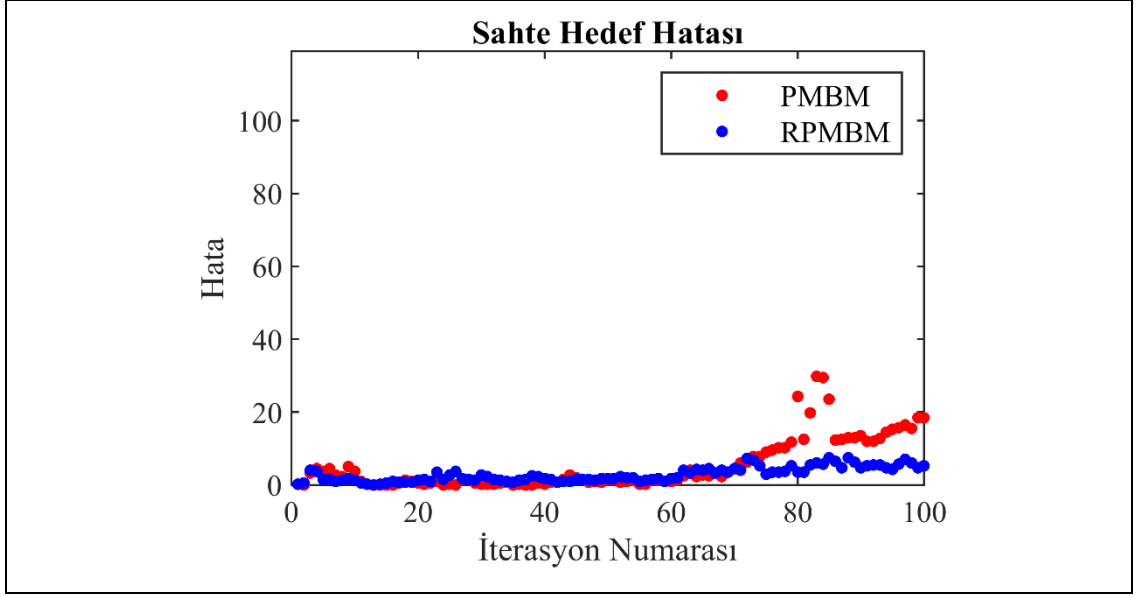


Şekil 4.11: İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği konum hatası sonuçları grafiği.

Takip algoritmasının kardinalite hatasını gösteren GOSPA tespit edilmeyen hedef ve sahte hedef hata grafikleri sırasıyla Şekil 4.12 ve Şekil 4.13'te sergilenmektedir. Özellikle senaryonun sonlarına doğru takip edilen hedef sayısında yaşanan kopmalar nedeniyle PMBM algoritması tespit edilmeyen hedef hatası RPMBM algoritmasına kıyasla belirgin artış göstermektedir. Sahte hedef kaynaklı hatalar değerlendirildiğinde algoritmaların benzer karakteristik gösterdiği görülmektedir.

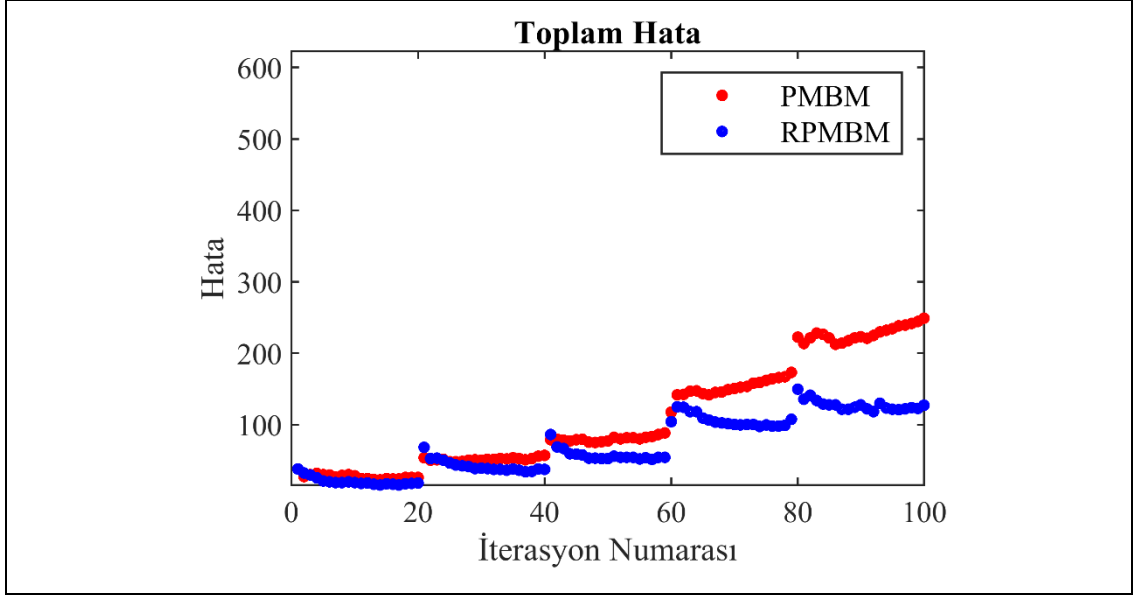


Şekil 4.12: İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği tespit edilmeyen hedef hatası sonuçları grafiği.



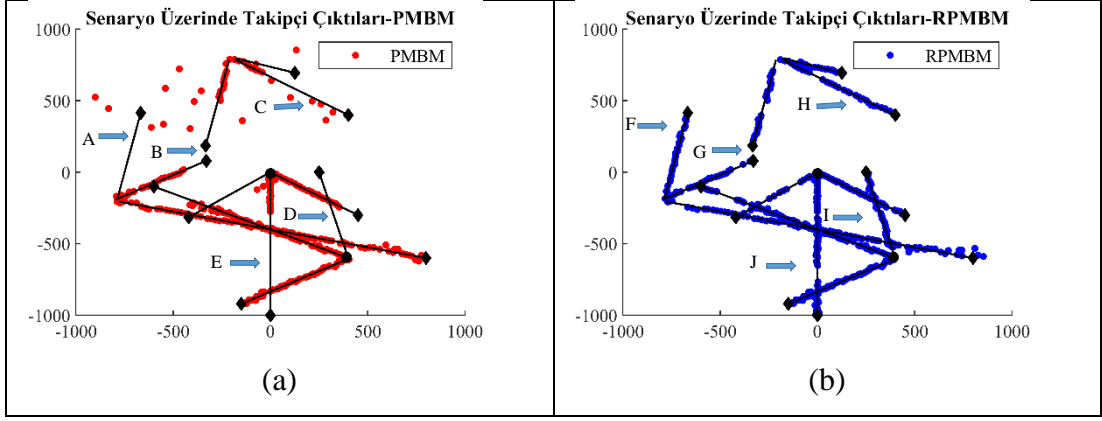
Şekil 4.13: İterasyon numarasına bağlı ortalama GOSPA metriği sahte hedef hatası sonuçları grafiği.

Ortalama GOSPA metriği toplam hatası Şekil 4.14’te sunulmaktadır. Hedef sayısı değişiminin olduğu takip iterasyon adımlarında her iki algoritmada da hata artımı gözlenmektedir. Bunun sebebi artan hedef sayısına bağlı olarak konum ve kardinalite hatalarının eklenmesidir. Kaybedilen hedeflerin yeniden takibe alınmaması PMBM algoritması toplam hatası artışını belirgin hale gelmektedir. Özetle, RPMBM algoritmasının özellikle tahmini hedef sayısına yakınsama ve hedef takibinin devamlılığını sağlama açısından PMBM’ye kıyasla performans üstünlüğü sağladığı görülmektedir.



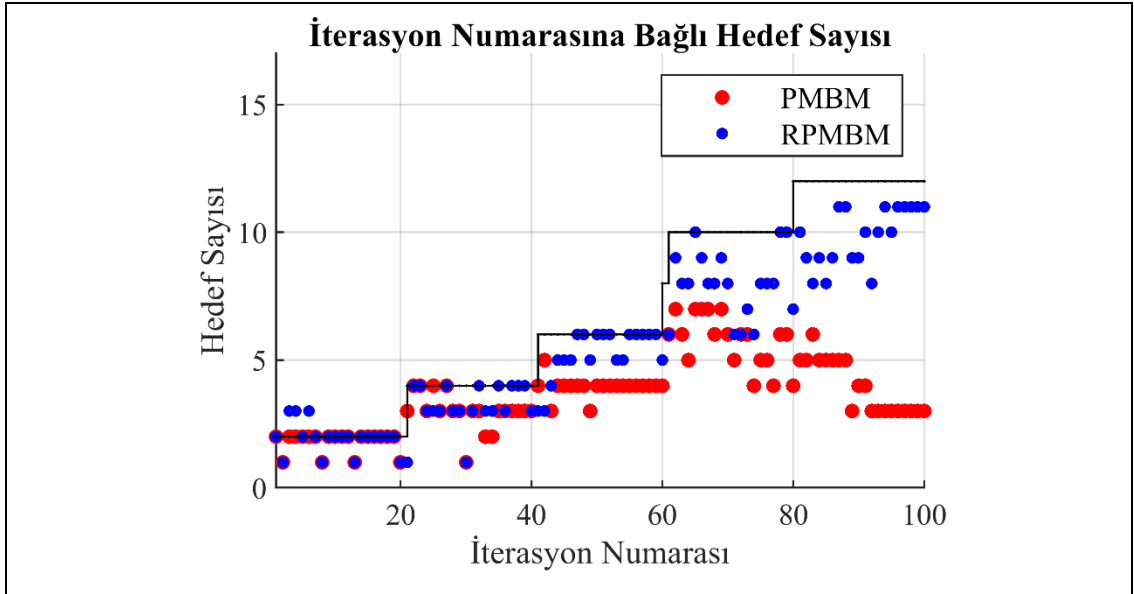
Şekil 4.14: Ortalama GOSPA metriği toplam hata sonuçlarının iterasyon numarasına bağlı grafiği.

Özellikle doğum modelinin sabit kabul eden PMBM algoritmasının takip süresince kesintiler yaşadığı Şekil 4.15'te yer alan algoritma tahmin çıktılarında açıkça görülmektedir. Bahse konu şekil incelendiğinde kırmızı renkle gösterilen PMBM filtresi çıktılarının sadece doğum bölgelerinde takibi başarılı bir şekilde icra ettiği, şekilde üzerinde belirtilen "A-B-C-D-E" ile isimlendirilen okların işaret ettiği bölgelerde takip devamlılığını sağlayamadığı görülmektedir. Dolayısıyla, PMBM algoritmasının hedeften kesintisiz temas sağlanan ölçüm bölgelerinde takip açısından kararlı olduğu, ancak hedeften elde edilen ölçümlerde kesintiler yaşandığı durumlarda takibin koparak takip sürekliliğini sağlayamadığı görülmektedir. RPMBM algoritmasının ise bir önceki iterasyonda elde edilen ölçüm değerinin potansiyel doğum olarak değerlendirilerek, dinamik değişen hedef sayılarına hızlı bir şekilde uyum sağladığı, şekil üzerinde belirtilen "F-G-H-I-J" ile isimlendirilen okların işaret ettiği bölgelerde görülmektedir.



Şekil 4.15: PMBM ve RPMBM takip algoritmaları çıktıları karşılaştırılması. (a) PMBM algoritması çıktıları kırmızı renkle işaretlenmiştir. (b) RPMBM algoritması çıktıları mavi renkle işaretlenmiştir.

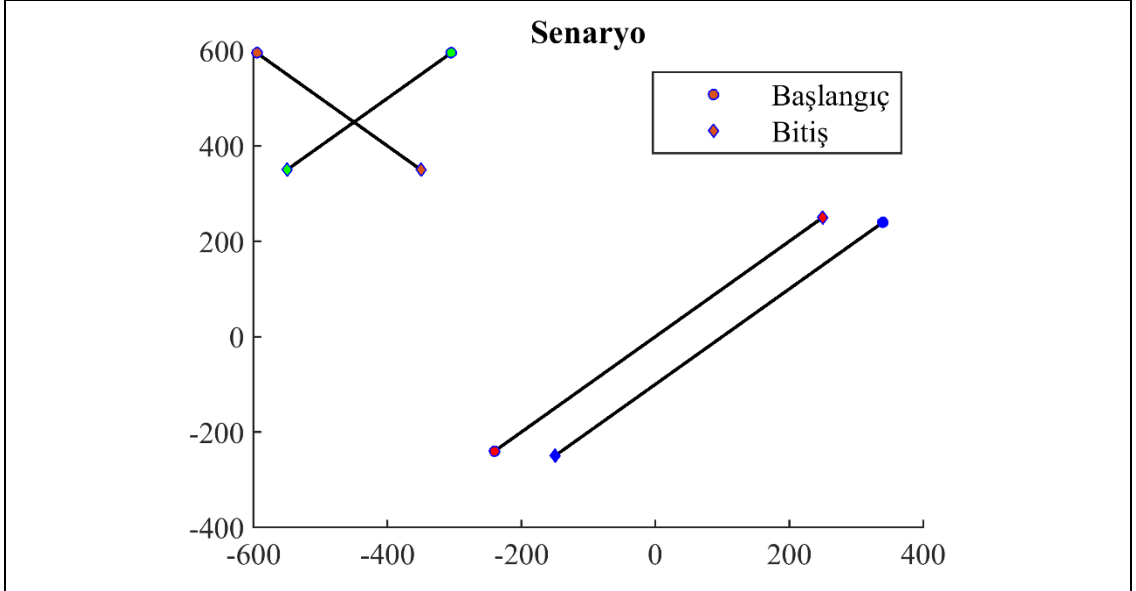
Ayrıca kardinalite sayısının değerlendirildiği Şekil 4.16'da PMBM algoritmasının gerçek hedef sayısına yakınsayamadığı RPMBM'nin ise bu anlamda daha iyi bir performans sergilediği görülmektedir. RPMBM algoritmasının dezavantajı sahte hedef sayısındaki artıştır. Özetle hedef tahmin sayısı değerinin RPMBM algoritmasında daha kararlı ve stabil olduğu, dinamik değişen koşullara süratle uyum sağlayabildiği senaryo sonuçlarından görülmektedir.



Şekil 4.16: İterasyon numarasına bağlı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi. mavi RPMBM tahminlerini sergilerken kırmızı PMBM çıktıları, siyah ise gerçek hedef sayısını sergilemektedir.

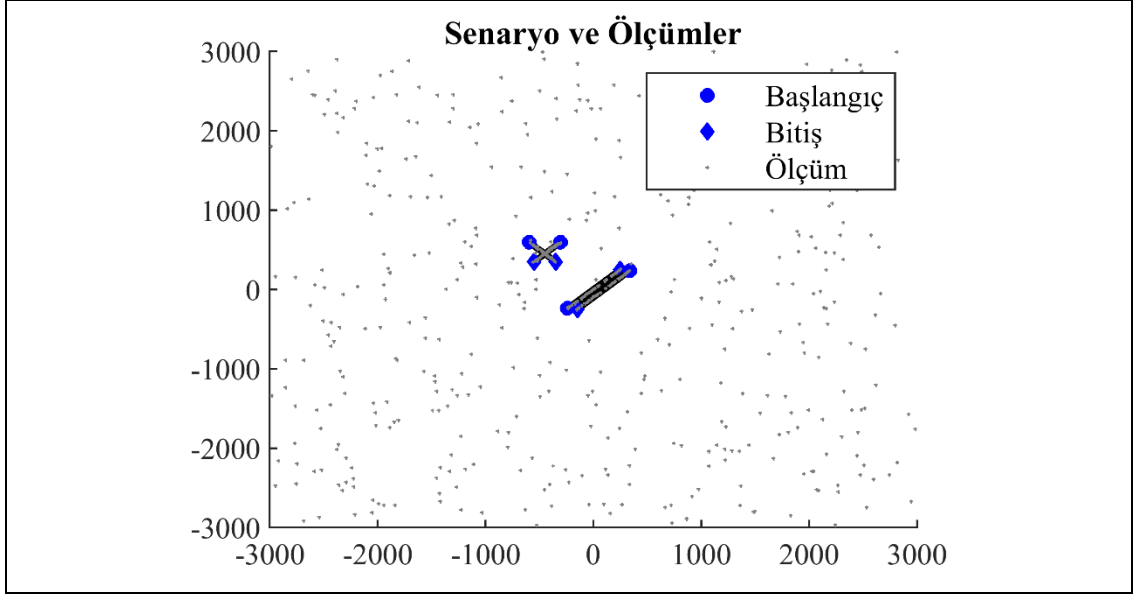
4.2.3. Senaryo-3: Takip Algoritması Zorlayıcı Durumlar

PMBM ve RPMB algoritması yukarıda belirtilen senaryolarda çoklu hedef ve değişken sayıda hedef durumları için test edilmiş ve RPMBM algoritmasının özellikle hedef takibinin kesildiği durumlarda belirgin avantaj sağladığı görülmüştür. Bu hususu irdelemek amacıyla takip algoritmalarında zorlayıcı durumlar olarak kabul edilen transit geçiş ve yakın geçiş durumları bu senaryo dahilinde ele alınmıştır. Bu kapsamda ikisi transit geçen hedef ve diğer ikisi birbirine doğru kapatasıya rotada ilerleyen hedef olmak üzere toplam 4 adet hedef yaratılmıştır. Oluşturulan senaryo Şekil 4.17’de, hedef kinematikleri ise Tablo 4.3’te sunulmaktadır.



Şekil 4.17: Hedef yörüngeleri.

Senaryo süresince elde edilen ölçümler Şekil 4.10’da sergilenmektedir. Hedeflerin birbirlerine çok yakın olması nedeniyle hedeflerden elde edilen ölçümler birbirlerine oldukça yakın değerlerdedir. Bu husus takip algoritmasını zorlayıcı bir etki yaratmaktadır.

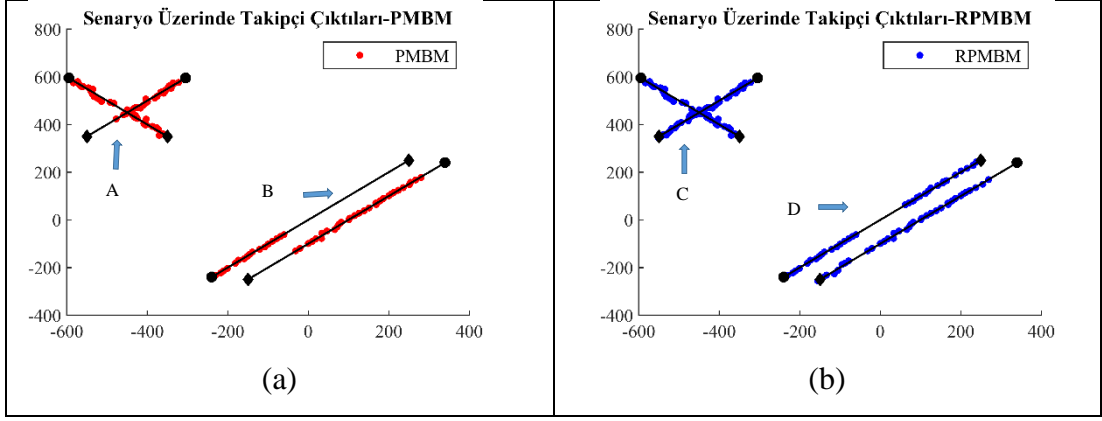


Şekil 4.18: Uzun süreli takiplerin incelenmesi maksatlı üretilen Çoklu Hedef Takibi Senaryosu.

Özellikle doğum modelinin sabit kabul eden PMBM algoritmasının takip süresince kesintiler yaşadığı Şekil 4.19’da yer alan algoritma tahmin çıktılarında açıkça görülmektedir. Bahse konu şekil incelendiğinde kırmızı renkle gösterilen PMBM filtresi çıktılarının sadece doğum bölgelerinde takibi başarılı bir şekilde icra ettiği, şekil üzerinde “A-B” isimli okların işaret ettiği bölgelerde takip devamlılığını sağlayamadığı görülmektedir. RPMBM algoritmasının ise iz bilgisini kaybetse dahil hızlı bir şekilde yeni ölçümlere uyum sağlayarak hedef takibine devam ettiği şekil üzerinde belirtilen “C-D” ile isimlendirilen okların işaret ettiği bölgelerde görülmektedir.

Tablo 4.3: Senaryo-3 hedef kinematikleri.

Hedef Nu		1	2	3	4				
Durum Vektörü	X (metre)	-250	350	-300	-600				
	Y (metre)	-250	50	0	600				
	v_x (m/sn)	10	-10	-5	5				
	v_y (m/sn)	10	-10	-5	-5				



Şekil 4.19: PMBM ve RPMBM takip algoritmaları çıktılarının kıyaslanması. (a) PMBM algoritması çıktıları kırmızı renkle işaretlenmiştir. (b) RPMBM algoritması çıktıları mavi renkle işaretlenmiştir.

4.3. MSA Takip Simülasyonu ve Sonuçlar

MSA’da, PMBM/T-PMBM tabanlı algoritmalarının takip performanslarını irdelemek için üç farklı senaryo üzerinde benzetimler yapılmıştır. Senaryo-4’te, hedef tespit olasılığının yüksek olduğu tek hedef izleme problemi ele alınmıştır. Müteakiben, Senaryo-5’te hedef tespit olasılığı azaltılarak izleyici performansı yeniden değerlendirilmektedir. Son olarak, Senaryo-6’da çoklu hedef takip performansı ele alınmaktadır. Tüm senaryolarda, Multistatik P^D değerleri, 0.5’lik bir yayılma ile Fermi fonksiyonundan elde edilir. Zayıflama katsayısı $\alpha = 0.1$ dB/km’dir, bu yaklaşık 1.5 kHz’lik akustik frekansa karşılık gelmektedir. Ortalama hedef tespit menzili 350 m olarak ayarlanmıştır. MSA’da altı sabit sensör düğümü ele alınmaktadır. Sensör düğümleri, multistatik sonar gibi davranır ve sensörler yönsüz karakteristik gösterir. Bu nedenle tüm transmisyonlar senaryo dahilinde her yöne yapılmaktadır. Aktif düğümler, kapsama alanı boyunca akustik aydınlatma yaparlar. Tüm sensör düğümleri (alıcısı dahil) hedef ekolarını alır ve temas bilgilerini üretir. Temaslar ağ merkezi işlemci tarafından toplanır ve birleştirilir. Ağ merkezli işlemci, bütünsel sonar kaplama alanı oluşturarak, geniş bir alanda hedef takibini mümkün kılar.

Tüm hedefler, senaryo boyunca sabit bir rota ve hıza sahip noktasal hedef olarak hareket eder. Ölçümler sahte hedef benzetimini sağlamak amacıyla gürültüleri de içermektedir. Bu gürültüler temas olarak ölçümlerde yer alarak, gerçek ortam şartlarında ortaya çıkan gemi gürültüsü ve sığ su kaynaklı ekoların senaryo

dahilinde ele alınmasını sağlar. Ortak senaryo parametreleri Tablo 4.'de gösterilmiştir. Senaryoların koşulunda kullanılan test altyapısı Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2660 v3 @ 2.60GHz (2 işlemci), RAM 32.0 G, MATLAB R2021a'dır.

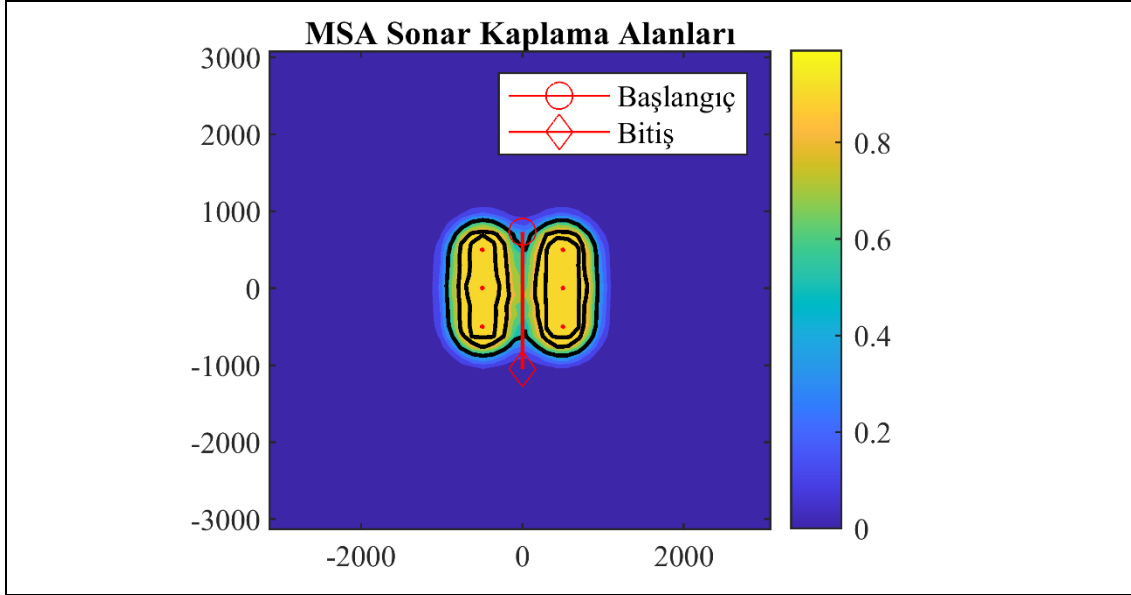
Tablo 4.4: Ortak senaryo parametreleri.

Monte Carlo Sayısı	100
Düğüm Sayısı	6
Yaklaşık Tespit Menzili	350
Hedef Tespit Olasılığı	0.90
Hayatta Kalma Olasılığı	0.99
λ	10
Gürültü Yoğunluğu	2.78e-07
Geçitleme Katsayısı	0.99
Hipotez Budama Eşiği	0.001
Azami Hipotez Sayısı	100
Seçilen Metrik	GOSPA
GOSPA Param. c	50
GOSPA Param. p	1
GOSPA Param. α	2

4.3.1. Senaryo-4: Yüksek Hedef Tespit Olasılığı

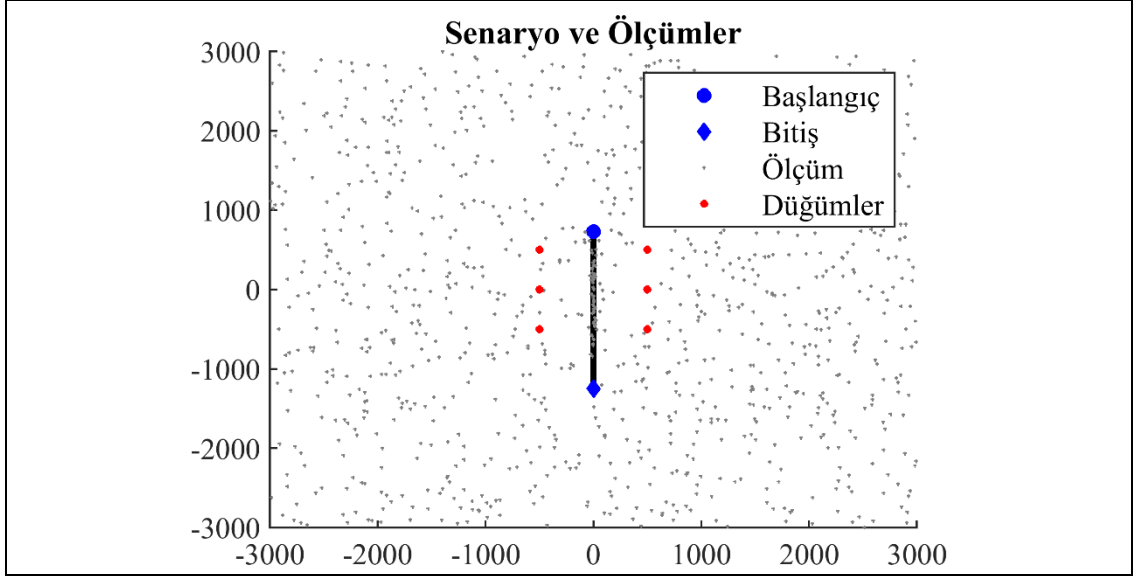
Bu senaryoda, tek bir su altı hedefi, MSA'dan sakınmayı amaçlar. Bu maksatla MSA'nın kapsama alanının asgari olacağı öngörüsüyle MSA merkez hattı boyunca güney-kuzey ekseninde ilerler. MSA düğümleri birbirlerine yakın mesafede konumlandırılarak kaplama alanı içinde yüksek hedef tespit olasılığı elde edilir. Şekil 4.20'de oluşturulan MSA kaplama alanları ve senaryo süresince hedef hareketleri yörünge oluşturacak şekilde sunulmaktadır. MSA'nın kaplama alanı hedef tespit olasılığı "0-1" arasında değer alan kontur çizgileri ile sunulmaktadır. Bu şekil, birbirlerine yakın yerleştirilmiş altı sonar düğümü (kırmızı nokta) için Senaryo-4'ün sonar kaplama alanını göstermektedir. Düğümler yatay ekseninde 1000 metre, dikey ekseninde 500 metre olacak şekilde eşit olarak ayrılmıştır. Şekil üzerinde hedef rotasının başlangıç konumu kırmızı "Daire" ile hedef son konumu ise kırmızı "Eşkenar Dörtgen" sembol ile işaretlenmiştir. Bahse konu şekil incelendiğinde

MSA'nın birbirine yakın yerleştirilmiş altı sonar düğümünden (kırmızı nokta) oluştuğu ve MSA'nın sonar kaplama alanı boyunca kesintisiz yüksek hedef tespit olasılığı karakteristiğine sahip olduğu görülmektedir. Senaryoda temas sağlanan hedef tespit olasılığının kısmen azaldığı MSA orta ekseninde kuzey-güney hattında hareket ettiği var sayılmaktadır. Bahse konu MSA'nın kaplama alanının tam orta ekseninde azalma eğilimi göstererek zayıfladığı görülmektedir.



Şekil 4.20: Senaryo-4, MSA kaplama alanı ve hedef hareketleri.

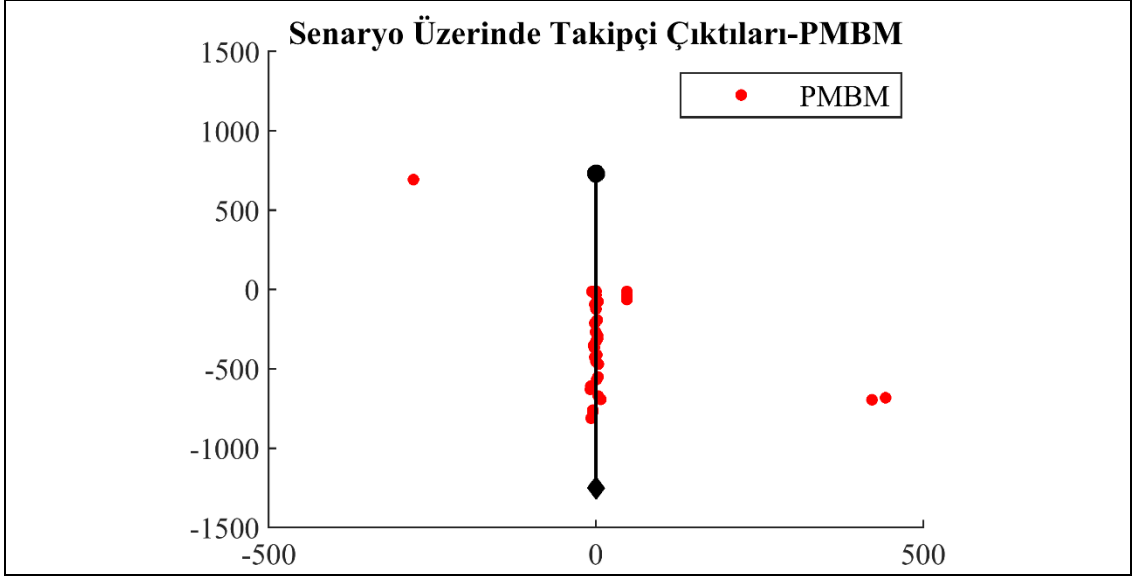
Senaryo kapsamında oluşturulan veri seti, bir saniyelik örnekleme aralığı ile 100 transmisyondan oluşur. Senaryo kapsamında elde edilen temaların çizildiği grafik Şekil 4.21'de sunulmaktadır. Hedef rotalarının başlangıç konumu mavi "Daire", hedef son konum ise mavi "Eşkenar Dörtgen" sembol ile işaretlenmiştir. Kırmızı "Nokta" işaretleri ise MSA içerisindeki düğüm noktalarını göstermektedir. Şekildeki gri renkli "Noktalar" sonar temaslarını göstermektedir. Şekilden de görüleceği üzere yoğun gürültü altında takip işlemi gerçekleştirilmektedir. Ancak bu durum özellikle alçak frekanslı sonar sistemlerinde gerçekçi bir yaklaşımdır. Ayrıca hedeften senaryo süresince kesintili temas sağlanmaktadır. Bu husus takip algoritmaları üzerinde zorlayıcı etki yaratması sebebiyle göz önünde bulundurulmuştur.



Şekil 4.21: Senaryo-4 kapsamında elde edilen MSA temasları.

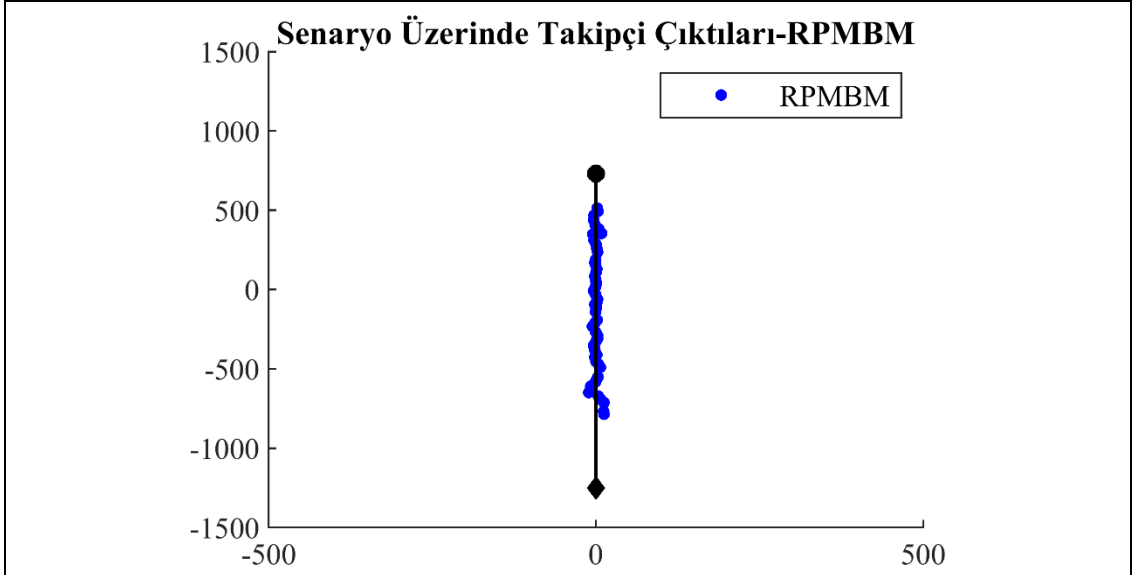
PMBM, RPMBM ve RMDPMBM takip algoritmalarına ait tek bir benzetim modelinden elde edilen çıktılar sırasıyla Şekil 4.22, Şekil 4.23 ve Şekil 4.24'te sunulmuştur.

PBMB algoritması çıktılarının yer aldığı Şekil 4.22 incelendiğinde, senaryo başlangıcında PMBM'nin iz başlatmada sorun yaşadığı, sabit doğum modelinin hedef iz başlatması için gerekli şartı sağlaması ile algoritmanın hedef takibine başladığı, ancak senaryonun ilerleyen kısımlarında hedefin akustik kaplamanın zayıfladığı bölgelere yaklaşmasıyla izin takipten düştüğü görülmektedir. MSA'nın kesintili temas sağladığı bu sebeple PMBM algoritmasının hedef takibini sonlandırdığı görülmektedir.



Şekil 4.22: PMBM takip algoritması çıktılarının gerçek hedef ile kıyaslanması.

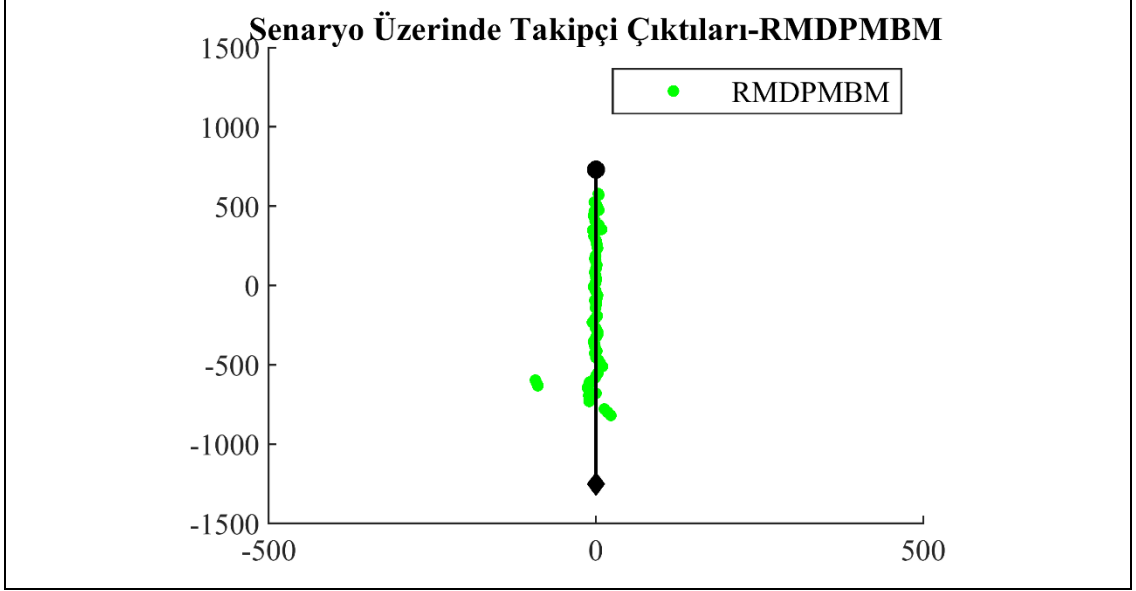
RPBMB algoritması çıktılarının yer aldığı Şekil 4.23 incelendiğinde, senaryo başlangıcına müteakip kısa sürede iz başlatıldığı, senaryonun ilerleyen kısımlarında hedefin akustik kaplamanın zayıfladığı bölgelere yaklaşmasıyla iz takibinin sonlandığı görülmektedir. Dolayısıyla, senaryo genelinde PMBM'ye kıyasla RPMBM'nin daha uzun süre hedefi takip edebildiği söylenebilir.



Şekil 4.23: RPMBM takip algoritması çıktılarının gerçek hedef ile kıyaslanması.

RMDPMBM algoritma çıktıları Şekil 4.24'te yer almaktadır. Şekil incelendiğinde RMDPMBM algoritmasının senaryo boyunca hedefi kesintisiz takip

ettiği görülmektedir. Hedeften gelen kesintili ve düzensiz ölçümler nedeniyle iz takibi belirsizliğinin arttığı ancak diğer algoritmalara kıyasla daha uzun süre hedef takibini yapabildiği görülmektedir.



Şekil 4.24: RMDPMBM takip algoritması çıktılarının gerçek hedef ile kıyaslanması.

Algoritmaların senaryo üzerinde Monte Carlo simülasyonu yoluyla koşulması sonucu elde edilen ortalama GOSPA metriği sonuçları Tablo 4.4'te sunulmuştur. Tablo incelendiğinde toplam hatası en düşük algoritmanın tezde önerilen RMDPMBM ve T- RMDPMBM algoritmaları olduğu görülmektedir. Kesintili temas ile hedef takibinin hedeflendiği bu senaryoda zorlayıcı husus tespit edilmeyen hedef hatasını azaltmak yani en kısa sürede iz başlatarak, mevcut izi akustik kaplamanın azaldığı bölgelerde idame edebilmektedir. Bu anlamda akustik model kullanımı sayesinde hedef tespitinin zor olduğu bölgelerde hedefi sonlandırmadan hedefi devam ettiren RMDPMBM ve T-RMDPMBM algoritmaları ön plana çıkmaktadır. Ancak bahse konu algoritmaların özellikle hedeften temas kesildiği anlarda ölçüm düzeltmesi olmadan hedef tahmini yapması nedeniyle diğer algoritmalara kıyasla daha büyük konum hatası değerine sahip olduğu tablodan görülmektedir. Ancak bu maliyet sualıtı takip uygulamaları özelinde kabul edilebilir seviyelerdedir.

Tablo 4.4: Senaryo-4, GOSPA metriği ile takipçi performanslarının kıyaslanması.

Takipçi İsmi	Ortalama İşlem Süresi	Ortalama GOSPA Hatası			
		Tespit edilemeyen	Sahte	Konum	Toplam
PMBM	0.72	18.06	1.14	1.46	20.66
RPMBM	1.36	10.49	1.35	3.66	15.50
RMDPMBM	2.68	8.53	2.00	4.88	15.41
T-PMBM	0.87	18.06	1.13	1.46	20.65
T-RPMBM	1.27	10.51	1.35	3.67	15.53
T-RMDPMBM	2.68	8.70	1.59	4.80	15.09

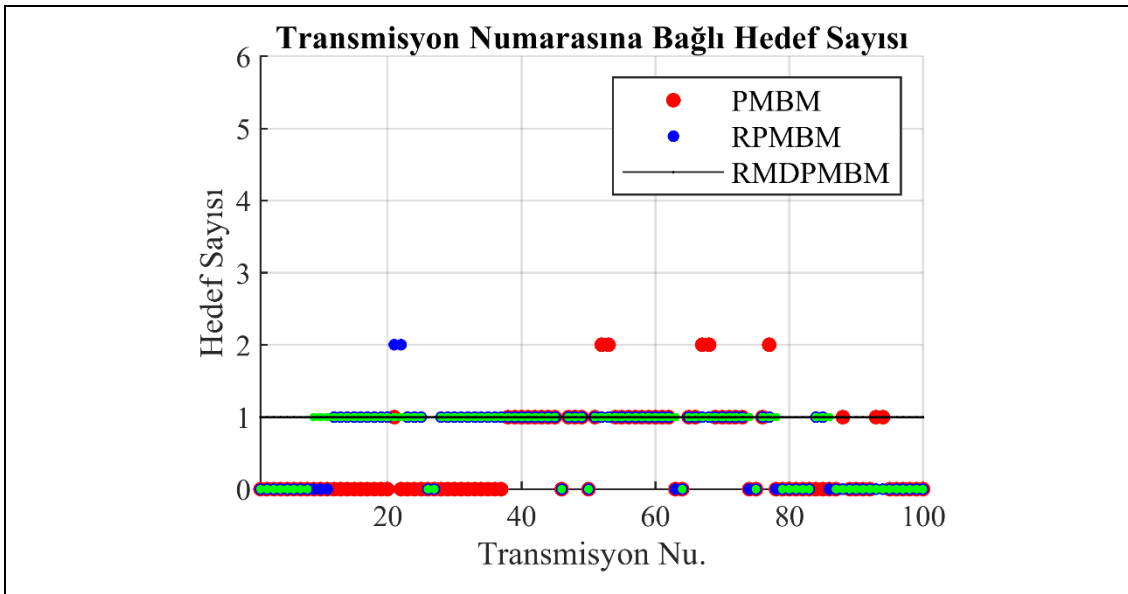
Sahte hedef hatasında tüm algoritmalar birbirine yakın performans göstermektedir. PMBM algoritmasındaki sahte hedeflerin nedeni doğum modeli tanımlanan bölgelerden sağlanan ölçümlerdir. Ancak uzun süreli sahte hedef iz oluşmamakta elde edilen ölçümü destekleyici yeni ölçüm gelmedikçe sahte hedef sonlanmaktadır. RPMBM algoritması ise birbirine yakın mevkilerde sıralı ölçüm alınmadıkça sahte hedef üretmemektedir. RMDPMBM algoritmasının sahte hedef üretmesi RPMBM algoritmasına benzer şekilde sıralı ölçümlerin oluşmasıdır.

Tablo ile ilgili diğer önemli husus, doğum modelinin çözüm üzerindeki etkisidir. Sabit doğum modeli parametrelerine sahip PMBM izleyici, gerekli kriterler karşılanana kadar iz başlatamaz. Hedef başlatma kriterleri büyük ölçüde doğum modeli yoğunluğuna bağlıdır. Tez kapsamında tanımlanan RPMBM ve T-RPMBM izleyiciler, uyarlanabilir doğum modelini kullanmaktadır. Uyarlanabilir doğum modelinin kullanılması, yeni hedef başlatma olasılığını artırmaktadır. Bu nedenle, bu algoritmalar, hedeften elde edilen ilk ölçümden sonra hızlı bir şekilde yeni hedefler başlatır. Sabit doğum modeline bağlı PMBM ve T-PMBM algoritmaları, uyarlanabilir doğum modeline bağlı RPMBM ve T-RPMBM algoritmaları ile karşılaştırıldığında, uyarlanabilir doğum modeline sahip algoritmaların daha üstün olduğu görülmektedir.

Transmisyon Numarasına bağlı tespit edilen hedef sayısı Şekil 4.25'te sunulmaktadır. Şekil incelendiğinde, kırmızı "Nokta" işaretçi ile grafikte belirtilen PMBM algoritması hedef sayısı tahminlerinin yaklaşık olarak 35 numaralı transmisyon adımına kadar iz takibine başlanamadığını göstermektedir. PMBM algoritması 35 ile 80 numaralı transmisyon adımları arasında iz takibini yapabildiği

ancak 75 numaralı transmisyon adımı sonrası iz takibini sonlandırdığı görülmektedir. RPMBM algoritması hedef tahmin sayıları mavi “Nokta” ile şekil üzerinde işaretlenmiştir. PMBM algoritmasına kıyasla daha kısa sürede iz takibinin başlatılabildiği ancak senaryonun sonuna doğru akustik kapsama alanındaki azalmadan etkilenecek hedef sayısını doğru tahmin edemediği görülmektedir.

RMDPMBM algoritması hedef tahmin sayıları yeşil “Nokta” ile şekil üzerinde belirtilmektedir. Diğer algoritmalara kıyasla kısa sürede hedef sayısının tahmin edilebildiği ve senaryo süresince anlık kopmalar olsa dahi kararlı bir şekilde MSA kaplama alanında hedef takibini yapabildiği görülmektedir. Senaryonun sonunda hedefin kaplama alanını terketmesiyle takip sonlanmıştır.

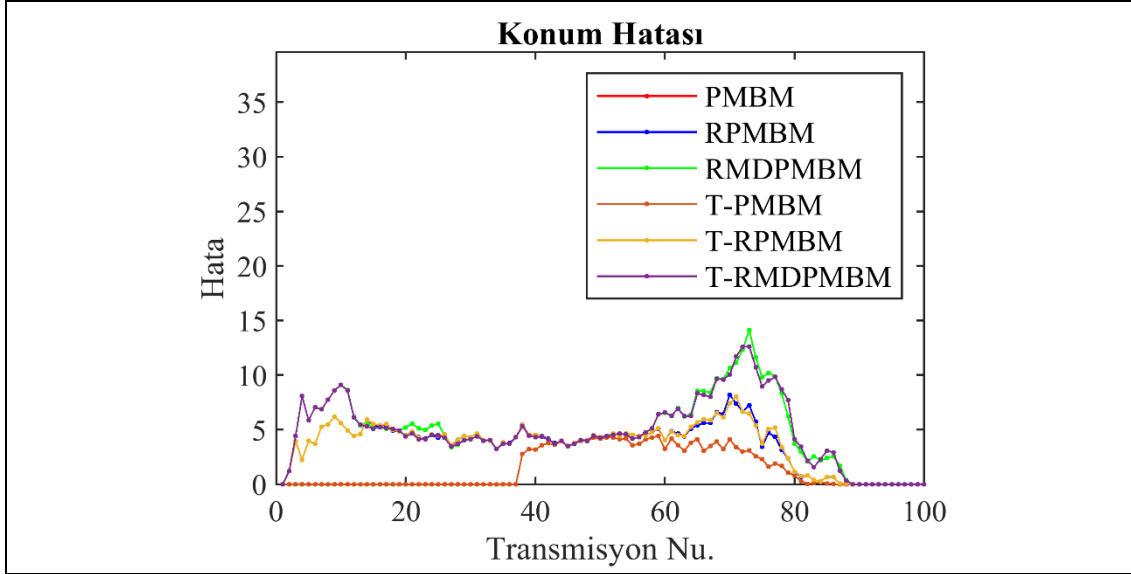


Şekil 4.25:Zamana bağlı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi.

Her bir Ortalama GOSPA metriği birleşeninin transmisyon numarasına bağlı hata miktarı Şekil 4.26-Şekil 4.29 altında yer alan grafiklerde sunulmaktadır.

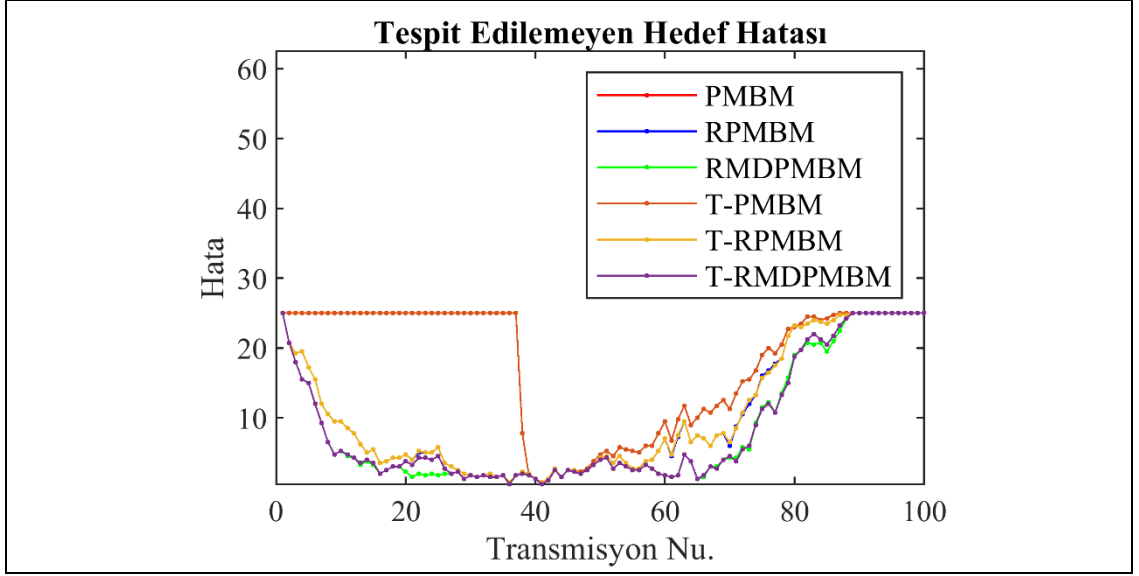
Konum hatası açısından algoritmalar Şekil 4.26’da kıyaslanmaktadır. PBMB ve T-PMBM algoritması konum hatasının iz başlatılana kadar “0” olduğu görülmektedir. Bu zaman dilimlerinde konum hatasının olmamasının nedeni bu takip algoritmalarının bahse konu zaman dilimlerinde iz oluşturamamasıdır. Bu nedenle, GOSPA metriği bu taramalarda sadece kardinalite hatasından (Tespit edilemeyen Hedef Hatası/Sahte hedef) oluşur. Multistatik modele bağlı takip algoritmaları (RMDPMBM ve T-RMDPMBM), hesaplamada uyarlamalı P^D değerini kullandıkları

için akustik kaplama alanının azaldığı geçiş bölgelerinde (60-80 Transmisyon Numaraları) öngördükleri belirsizlikler artmakta ve sonuç olarak konum hatasında bir miktar performans düşümü gözlenmektedir.



Şekil 4.26: Senaryo-4, GOSPA metriği konum hatası.

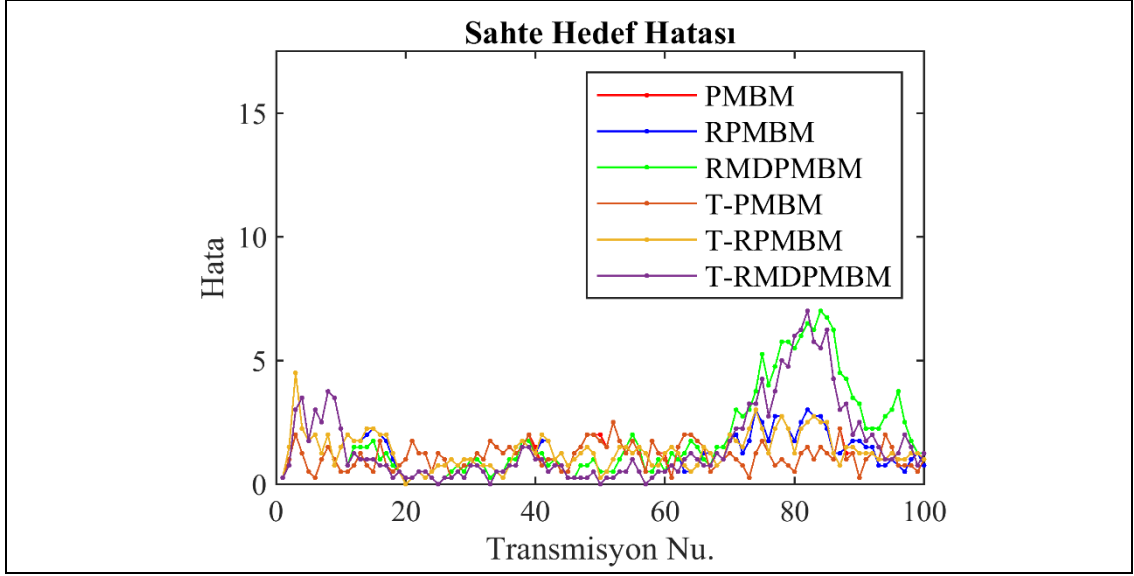
Ortalama GOSPA metriğinin transmisyon numarasına bağlı tespit edilemeyen hedef hatası bileşenine ilişkin grafik Şekil 4.27’de farklı izleyiciler için zamana bağlı olarak gösterilmektedir. Şekil incelendiğinde, PBMB ve RPMBM algoritmasının senaryo süresince kesintisiz hedef iz takibinde güçlük yaşadığı, RMDPMBM algoritmasının ise senaryo sonuna kadar sorunsuz şekilde iz takibini gerçekleştirdiği görülmektedir. Multistatik model kullanan RMDPMBM ve T-RMDPMBM algoritmaları tespit edilemeyen hedef maliyetleri açısından daha iyi bir performansa sahiptir.



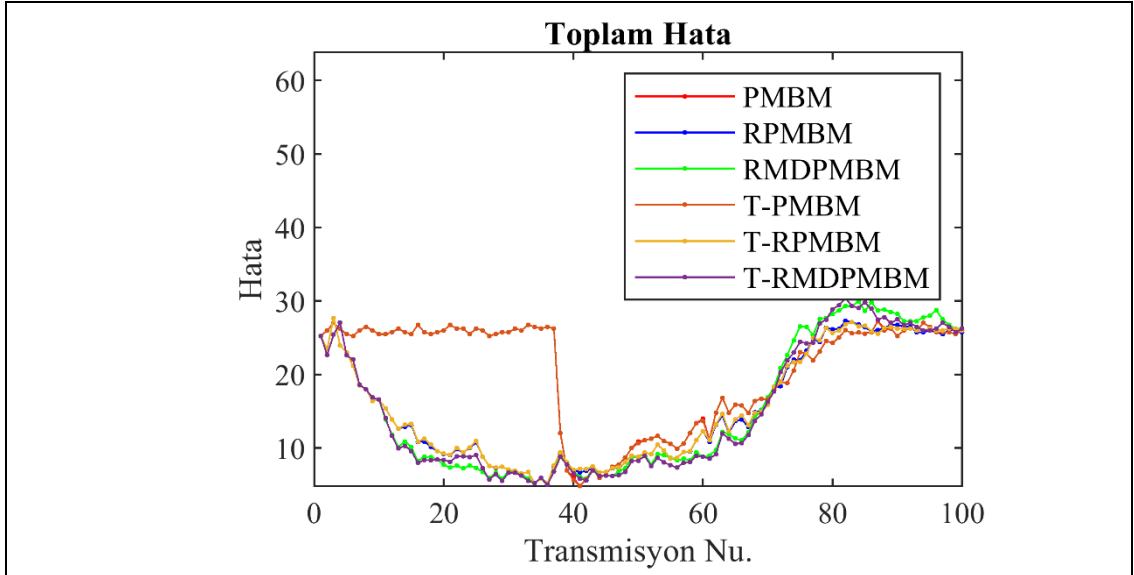
Şekil 4.27: Senaryo-4, GOSPA metriği tespit edilemeyen hedef hatası.

Takip algoritmalarına ait ortalama GOSPA metriği sahte hedef hatası sonuçları Şekil 4.28'de gösterilmektedir. Algoritmaların birbirine benzer performans sergilediği görülmektedir. Hedef tespit olasılığının azaldığı senaryo sonuna doğru model tabanlı RMDPMBM ve T-RMDPMBM algoritmalarının konum hatalarının artması nedeniyle tahminlerin gerçek hedef mevki değerinden uzaklaşmaktadır. Bahse konu tahminlerin GOSPA metriği tarafından sahte hedef olarak sınıflandırılmaktadır. Bu husus grafik üzerinde 70-90 numaralı transmisyon adımlarına karşılık gelen sahte hedef artışının nedenidir.

Takip algoritmalarına ait ortalama GOSPA metriği toplam hata sonuçları, Şekil 4.29'da gösterilmektedir. Şekil incelendiğinde senaryo genelinde tez kapsamında önerilen RMDPMBM ve T-RMDPMBM algoritmalarının performans açısından senaryo genelinde ön plana çıktıkları görülmektedir.



Şekil 4.28: Senaryo-4, GOSPA metriği sahte hedef hatası.

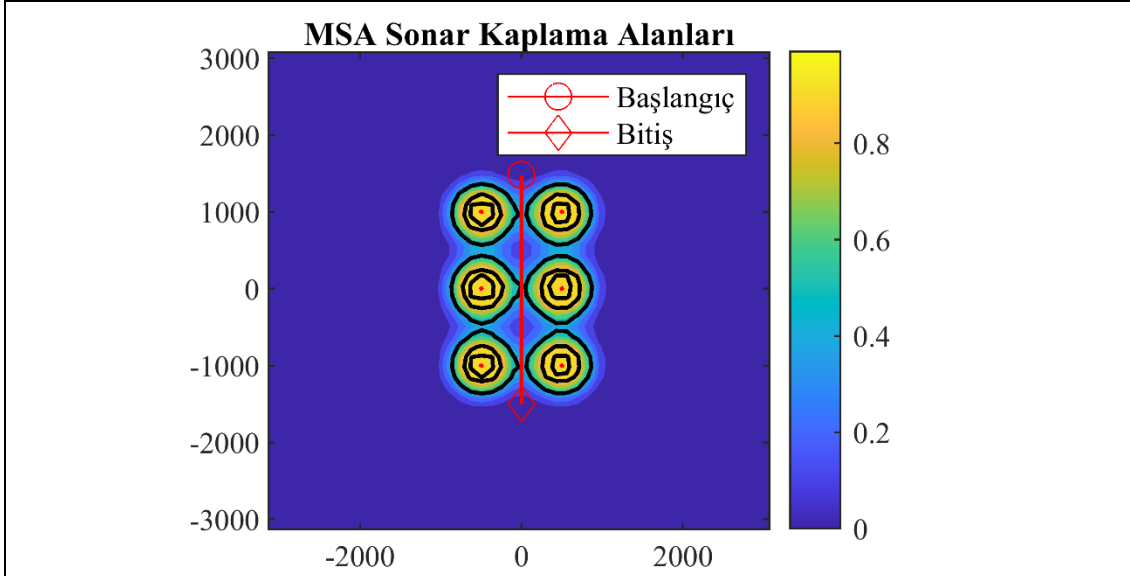


Şekil 4.29: Senaryo-4, ortalama GOSPA metriği toplam hatası.

4.3.2. Senaryo-5: Düşük Hedef Tespit Olasılığı

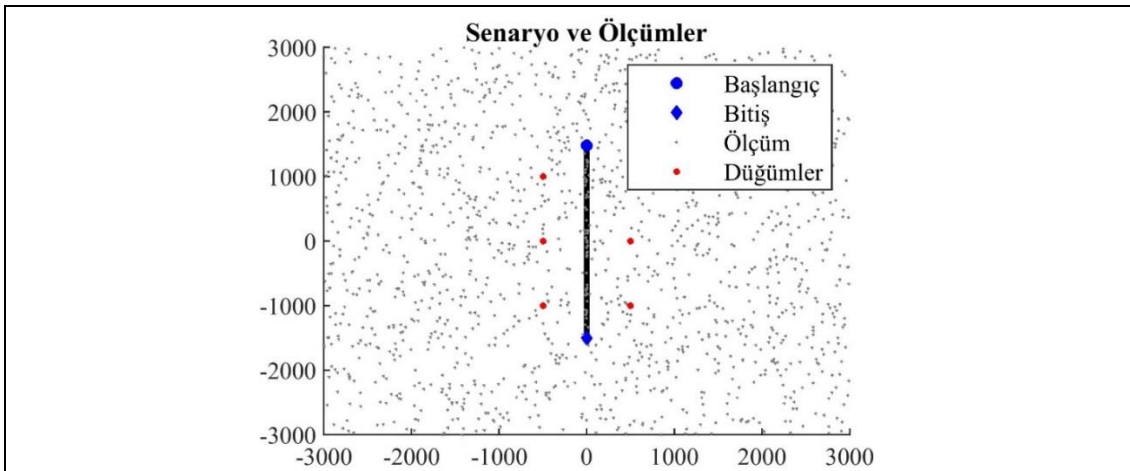
Bu senaryo, sonar tespit olasılığı düşük olduğunda MSA'nın takip performansını değerlendirmeyi amaçlar. Bu senaryo kapsamında düğümler arasındaki mesafe artırılmıştır. Düğümler yatay ve dikey eksenlerde 1000 metre mesafe ile eşit olarak ayrılmıştır. Bu konumlandırma yaklaşımı, kaplama alanını artırırken, hedef tespit olasılığını azaltmaktadır. Hedefin ilerleme hattı boyunca Senaryo-4'e kıyasla daha düşük bir tespit olasılığı vardır. Bu nedenle, Şekil 4.30'da

gösterildiği gibi, senaryo dahilinde hedefe sakınma fırsatı sağlayan düğümler arasında akustik geçiş bölgeleri mevcuttur. Senaryo dahilinde oluşturulan veri seti, bir saniyelik örnekleme aralığı ile 150 taramadan oluşur.



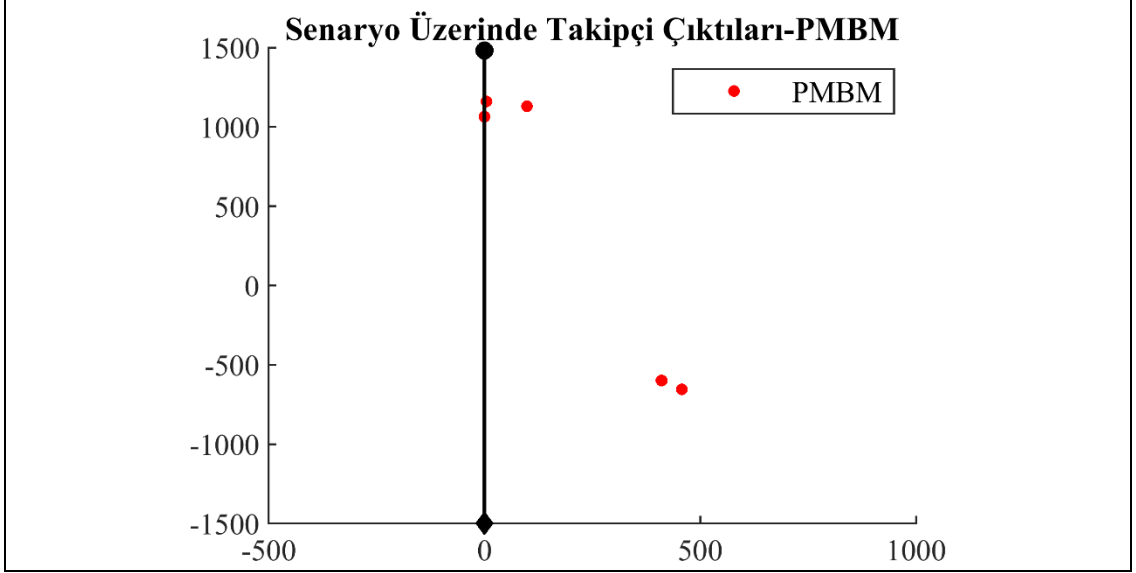
Şekil 4.30: Senaryo-5, MSA Kaplama alanı ve hedef hareketleri.

Senaryo kapsamında elde edilen temaların çizildiği grafik Şekil 4.31’de sunulmaktadır. Hedef rotalarının başlangıç konumu mavi “Daire”, son hedef konumu ise mavi “Eşkenar Dörtgen” sembol ile işaretlenmiştir. Kırmızı “Nokta” işaretleri ise MSA içerisindeki düğüm noktalarını göstermektedir. Şekildeki gri renkli “Noktalar” sonar temaslarını göstermektedir.



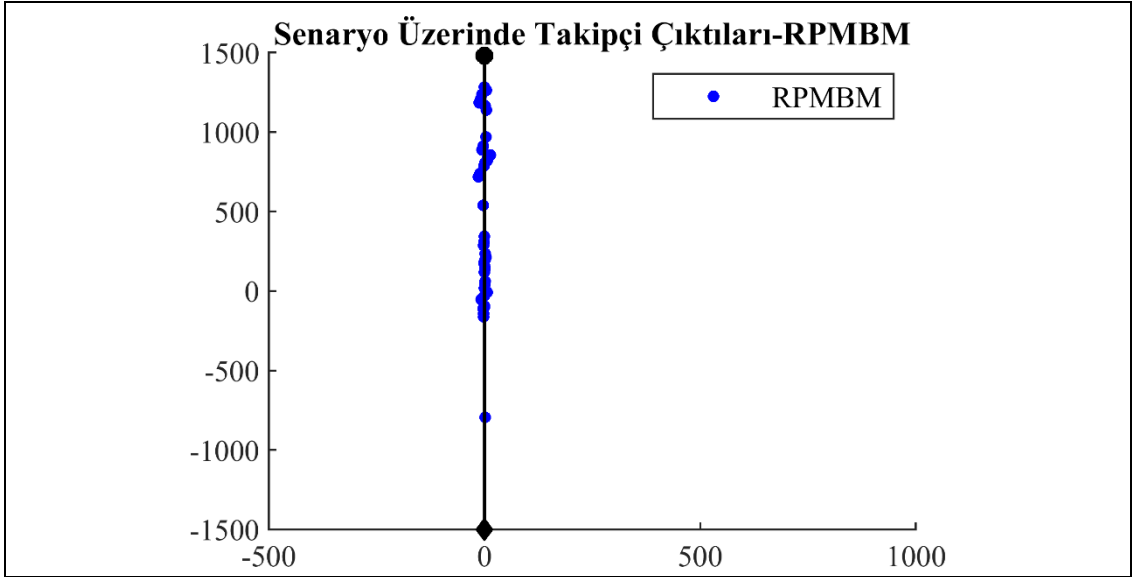
Şekil 4.31: Senaryo-5 kapsamında elde edilen MSA temasları.

PMBM algoritmasının tek bir kořumdaki ıktıları Őekil 4.32’de sunulmuřtur. Őekil incelendiđinde ilk atlama blgesinde PMBM algoritmasının takipten koptuđu ve yeniden iz takibini bařlatamadıđı grlmektedir.



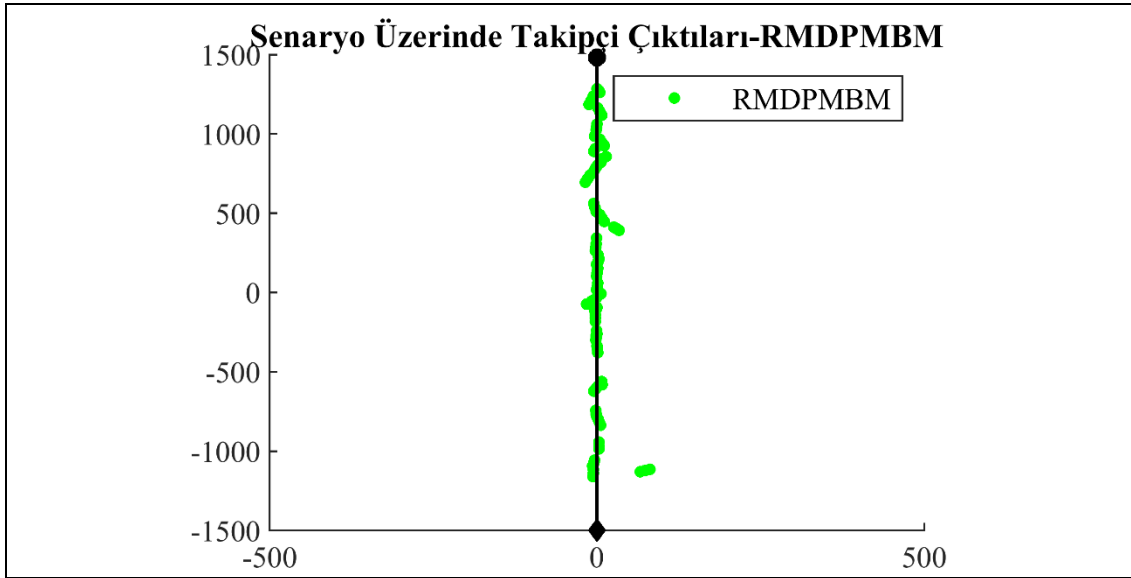
Őekil 4.32: PMBM takip algoritması ıktılarının hedef yrngesi zerinde izimi.

RPMBM algoritmasının tek bir kořumdaki ıktıları Őekil 4.33’te sunulmuřtur. RPMBM algoritmasının ilk atlama blgesi sonrasında hedefi iz takibine uzun sreli yeniden bařlayabildiđi ancak ikinci atlama blgesinde iz takibini bařarılı bir Őekilde bařlatamadıđı grlmektedir.



Őekil 4.33: RPMBM takip algoritması ıktılarının hedef yrngesi zerinde izimi.

RPMBM algoritmasının tek bir koşulundaki Şekil 4.34'te sunulmuştur. RMDPMBM algoritmasının diğer algoritmalarla farklı olarak takip işlemini her iki atlama bölgesinde de kesintisiz yaptığı görülmektedir. RMDPMBM algoritmasının hedef iz başlatmada ve kesintisiz iz takibi anlamında diğer algoritmalarla kıyasla belirgin avantaj sağladığı görülmektedir.



Şekil 4.34: RMDPMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.

Senaryo özelinde takipçi algoritma performansları Tablo 4.5'te sunulmaktadır. Tablo incelendiğinde T-RMDPMBM ve RMDPMBM, tespit edilemeyen hedef maliyetleri açısından diğer algoritmalarla kıyasla daha iyi performans sergilediği görülmektedir.

RMDPMBM ve T-RMDPMBM algoritmasındaki performans artışının en önemli nedeni, algoritmanın MSA hedef tespit olasılığını Multistatik modele bağlı hesaplayarak akustik kaplama alanının zayıf olduğu bölgelerde hedef tespit olasılığını dinamik olarak hesaplayarak algoritmaya dahil etmesidir. Bu sayede RMDPMBM takip esnasında ortaya çıkabilecek kesintileri önlenerek iz sürekliliğini sağlayabilmektedir. Diğer algoritmalar bu bölgelerde sabit hedef tespit olasılığı kullanması sebebiyle hedeften temas sağlanamaması durumunda takibi kısa sürede sonlandırmaktadır.

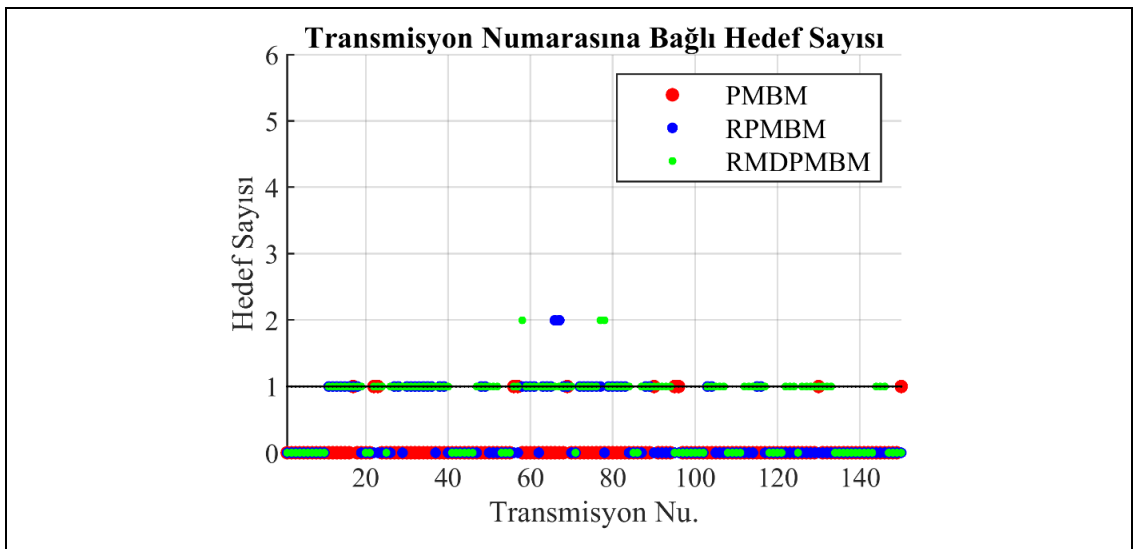
RMDPMBM algoritmasının konum hatasının diğer algoritmalarla göre yüksek olduğu görülmektedir. Bunun sebebi hedeften temas sağlanamaması durumunda en son

hedef bilgileri ile hedef durum bilgisi iletilemektedir. Ölçüm hassasiyetinin kaybolması sebebiyle belirsizlik artmakta mevki düzeltmesi kısmen azalmaktadır. Bu husus özellikle hedef kaybının büyük tehlike oluşturacağı sualtı uygulamalarında kabul edilebilir seviyelerdedir.

Tablo 4.5: Senaryo-5, GOSPA metriği ile takipçi performanslarının kıyaslanması.

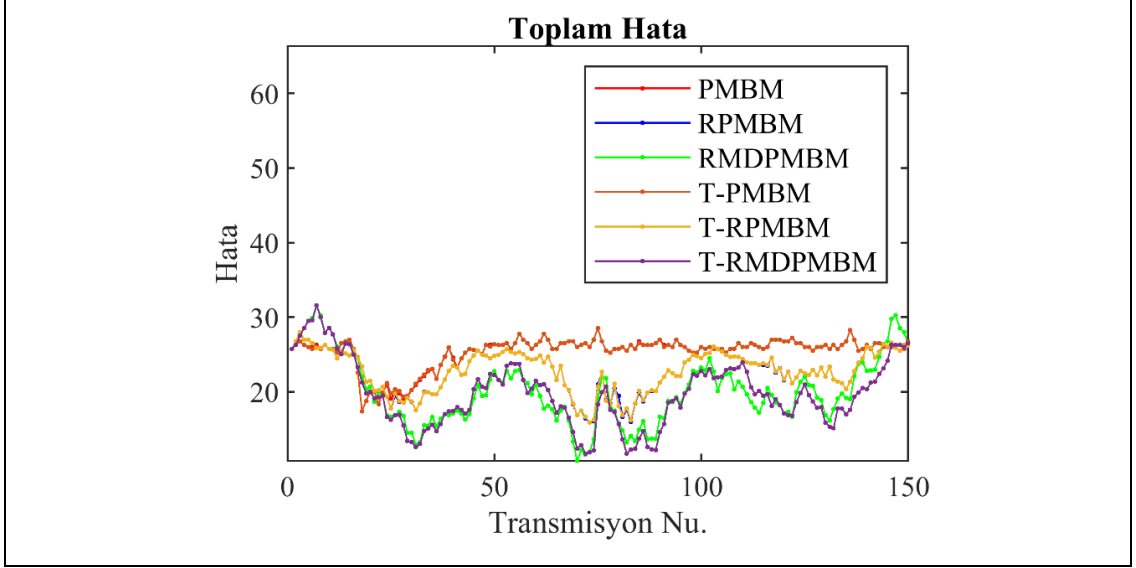
Takipçi İsmi	Ortalama İşlem Süresi	Ortalama GOSPA Hatası			
		Tespit edilemeyen	Sahte	Konum	Toplam
PMBM	0.98	23.43	1.26	0.66	25.36
RPMBM	1.39	19.20	1.25	2.30	22.77
RMDPMBM	3.98	12.47	2.70	4.88	20.05
T-PMBM	1.01	23.46	1.26	0.65	25.37
T-RPMBM	1.38	19.23	1.25	2.29	22.78
T-RMDPMBM	3.93	13.58	1.47	4.66	19.70

Beklendiği gibi, PMBM izleyicileri, yüksek hedef tespit olasılığı olan alanlarda benzer izleme performansı özellikleri gösterir. Ancak, akustik hedef tespit performansının azaldığı 'geçiş bölgeleri' yakınında izleme performansında farklılıklar vardır. Geçiş bölgelerinde iz takibinin PMBM ve RPMBM algoritmalarında sonlandığı Şekil 4.35 görülmektedir.



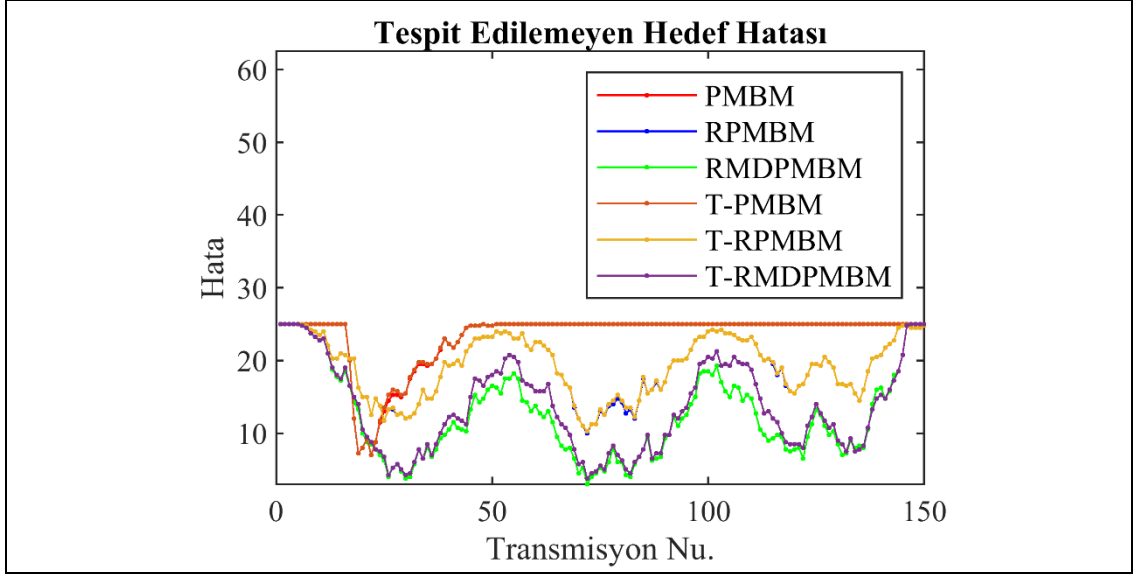
Şekil 4.35:Zamana bağlı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi.

Hedef, senaryo boyunca geçiş bölgesinden iki kez (Transmisyon Nu.: Geçiş Bölgesi-1 için 40-60 ve Geçiş Bölgesi-2 için 90-110) geçmektedir. T-RMDPMBM ve RMDPMBM izleyicileri bu zaman dilimlerinde diğer izleyicilere göre daha belirgin bir şekilde daha iyi bir takip performansa sahiptir (bkz. Şekil 4.36).



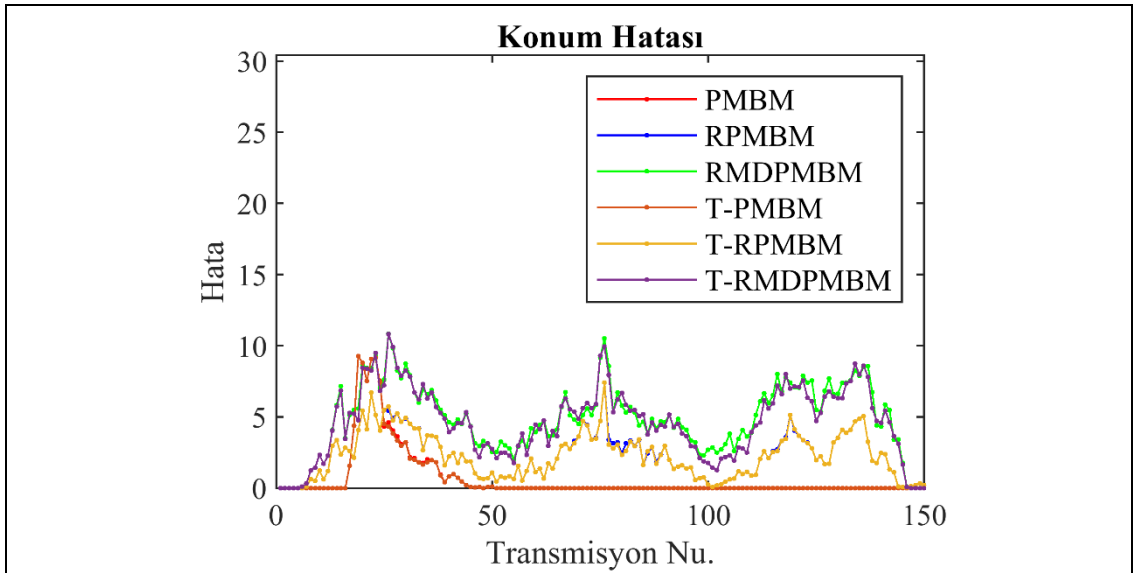
Şekil 4.36: Senaryo-5, GOSPA metriği toplam hatası.

Ortalama GOSPA tespit edilemeyen hedef tespiti hatası Şekil 4.38’de sunulmaktadır. Şekil incelendiğinde, sabit P^D ve doğum modeli kullanan PMBM/RPMBM algoritmasının ilk atlama bölgesi hitamında hedefi kaybederek sürekli tespit edilemeyen hedef hatası ürettiği görülmektedir. RPMBM/T-RPMBM algoritmasının ise özellikle tespit olasılığının düşük olduğu geçiş bölgelerinde hedef takibinde kopmalar yaşayarak hata miktarında artışların olduğu görülmektedir. Öte yandan Multistatik akustik model kullanımı sayesinde RMDPMBM/T-RMDPMBM algoritmalarının geçiş bölgelerinde diğer algoritmalara kıyasla belirgin avantaj sağladığı görülmektedir.



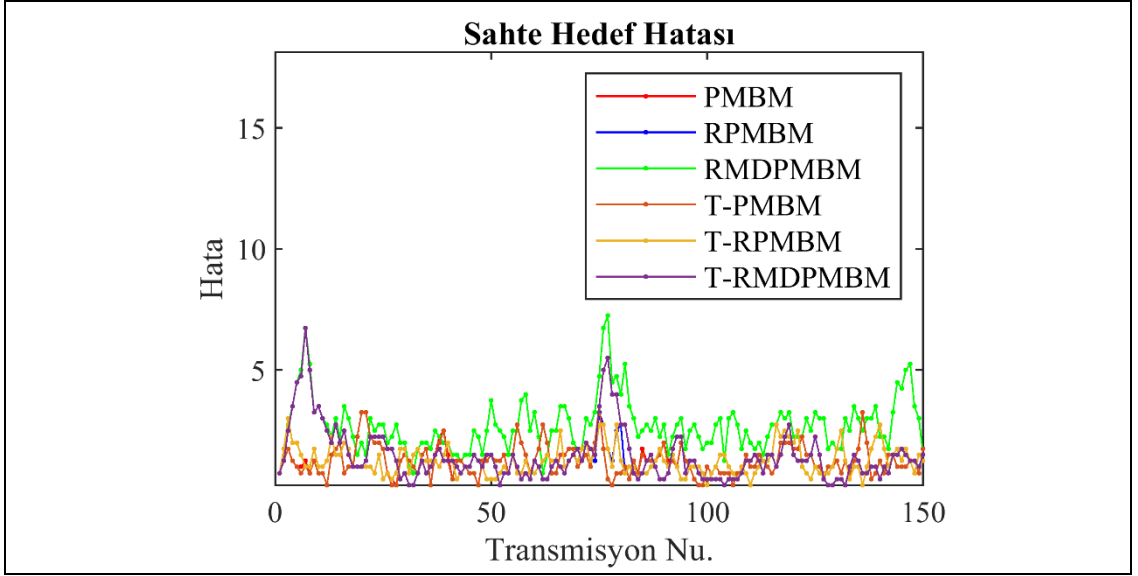
Şekil 4.37: Senaryo-5, GOSPA metriği tespit edilemeyen hedef hatası.

Hedef takibinin sonlanması veya başlatılamaması durumunda GOSPA metriği konum hatası '0' değeri almaktadır. Bu kapsamda Şekil 4.38'de belirtilen ortalama GOSPA metriği konum hatası grafiği incelendiğinde RMDPMBM/T-RMDPMBM algoritmalarının sahip olduğu göreceli yüksek konum hatası değeri açıklanabilmektedir. Diğer algoritmaların geçiş bölgelerinde hedef takibine devam edememesi nedeniyle daha düşük konum hatasına sahip olduğu görülmektedir.



Şekil 4.38: Senaryo-5, GOSPA metriği konum hatası.

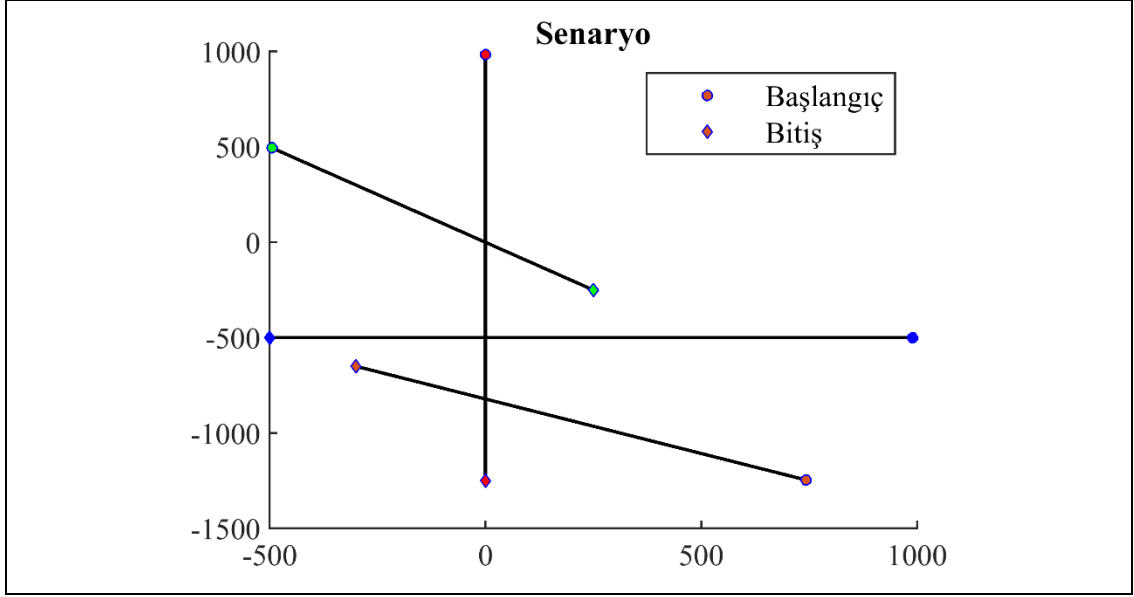
Son olarak ortalama GOSPA metriği sahte hedef hatası grafikleri incelendiğinde (bkz. Şekil 4.39), değeri incelendiğinde tüm algoritmaların benzer performans sergilediği. Modele bağımlı RMDPMBM ve T-RMDPMBM algoritmalarının senaryo başlangıcında ilk temas sağladığında hedef temasın da diğer algoritmalara kıyasla daha yüksek sayıda hatalı hedef ürettiği bunun sebebinin senaryo başında ilk temasın düşük tespit olasılığı bölgesinde olması sebebiyle büyük konum belirsizliği içermesi, bu nedenle tespitlerin sahte hedef olarak sınıflandırılmasıdır.



Şekil 4.39: Senaryo-5, GOSPA metriği sahte hedef hatası.

4.3.3. Senaryo-6: Çoklu Hedef Takibi

Bu senaryo ile PMBM tabanlı algoritmaların çoklu hedef izleme performansının değerlendirilmesi amaçlanmaktadır. Senaryoda, çoklu hedef problemi ele alınması için Senaryo-5'e üç hedef daha eklenmiştir. Senaryo, bir saniyelik örnekleme aralığı ile 150 taramadan oluşur. Senaryodaki hedeflerin yörüngeleri Şekil 4.40'de, hedef kinematikleri ise Tablo 4.6'da sunulmaktadır.

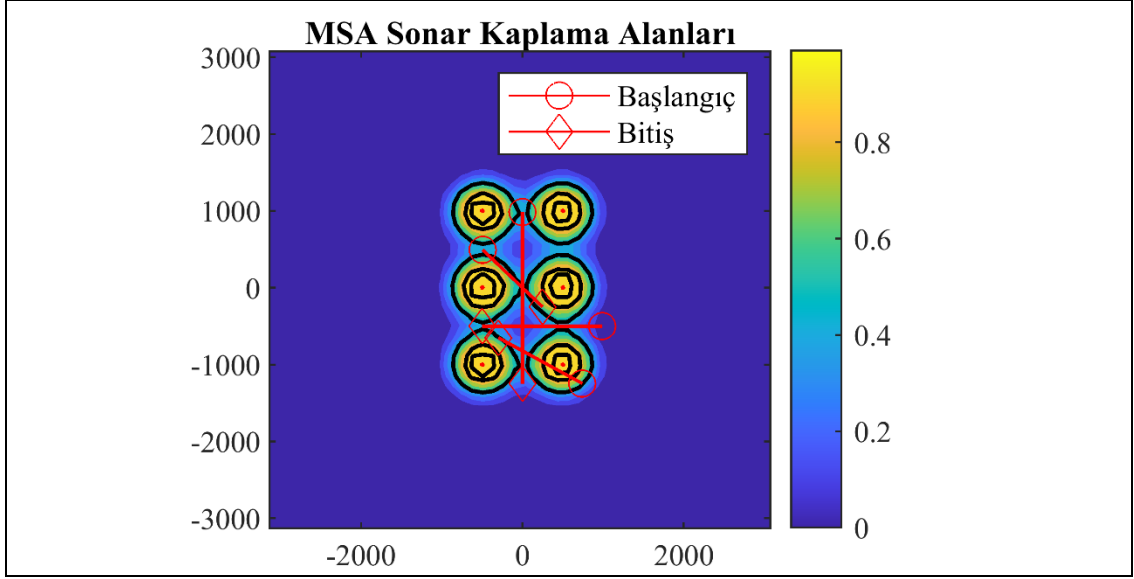


Şekil 4.40: Sualtı çoklu hedef takibinin incelenmesi maksatlı üretilen takip senaryosu. Hedeflerin başlangıç anı “Daire” ile bitiş anları ise “Eşkenar” sembolü kullanılarak işaretlenmiştir. Farklı sembol renkleri farklı hedefleri ifade etmektedir.

Tablo 4.6: Senaryo-6 hedef kinematikleri.

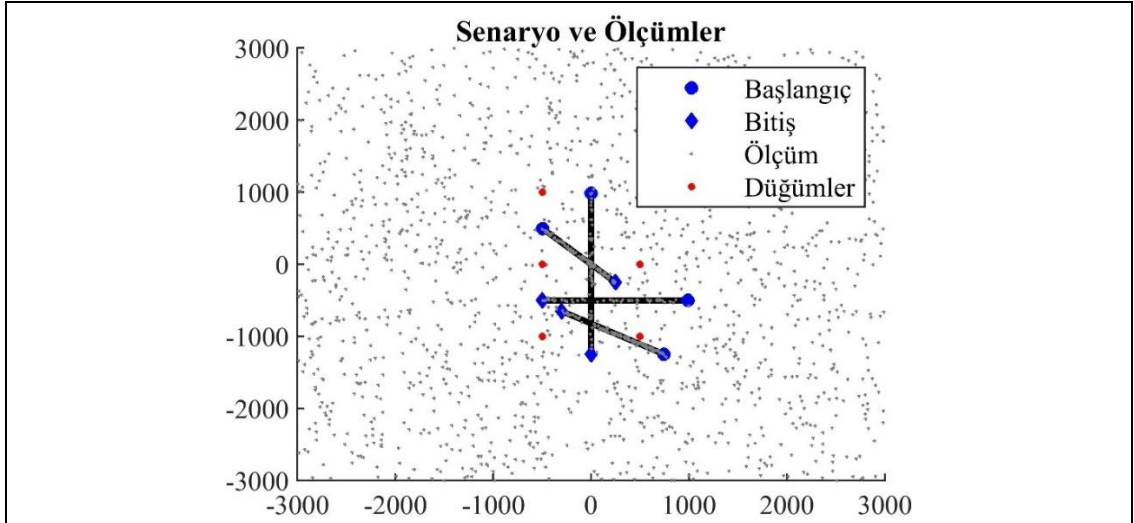
Hedef Nu		1	2	3	4
Durum	X (metre)	0	1000	-500	750
	Y (metre)	1000	-500	500	-1250
Vektörü	v_x (m/sn)	0	-10	5	-7
	v_y (m/sn)	-15	0	-5	4

Senaryodaki MSA kaplama alanları ve hedef hareketleri Şekil 4.41'de gösterilmektedir. Hedef rotalarının başlangıç konumu kırmızı daire ile, son konum ise kırmızı eşkenar dörtgen ile işaretlenmiştir.



Şekil 4.41: Senaryo 6, MSA Kaplama alanı ve hedef hareketleri.

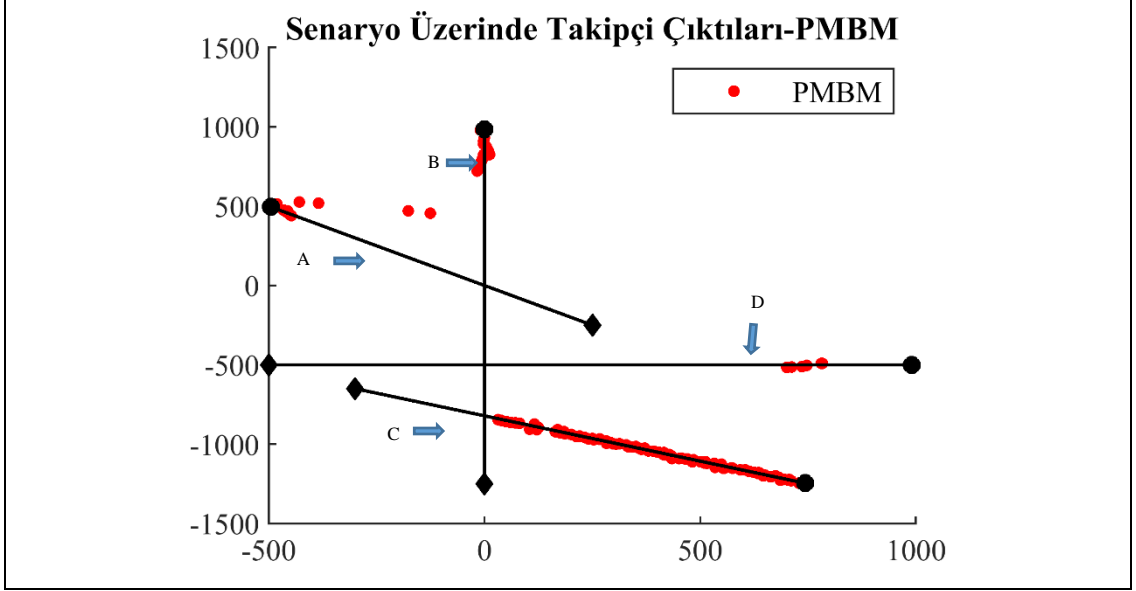
Senaryo kapsamında elde edilen temasların çizildiği grafik ise Şekil 4.42’de sunulmaktadır. Hedef rotalarının başlangıç konumu mavi daire ile, son konum ise mavi eşkenar dörtgen ile işaretlenmiştir. Kırmızı nokta işaretleri ise MSA içerisindeki düğüm noktalarını göstermektedir. Şekildeki gri renkli noktalar sonar temaslarını göstermektedir.



Şekil 4.42: Senaryo 6 kapsamında elde edilen MSA temasları.

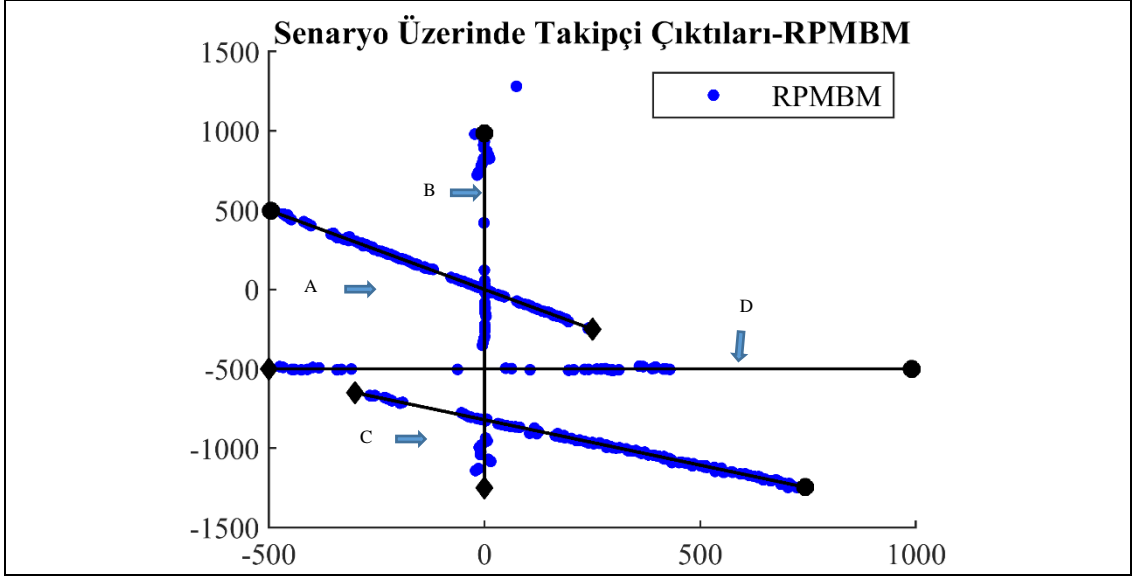
PMBM algoritmasının tek bir koşumdaki çıktıları Şekil 4.43’te sunulmuştur. Şekil incelendiğinde ilk PMBM algoritmasının senaryonun başlangıcında 4 hedefi de takibe başladığı ancak temas devamlılığın azalmasıyla birlikte iz takibinin koptuğu

ve yeniden iz takibini başlatamadığı görülmektedir. RPMBM ve RMDPMBM algoritması çıktıları ile karşılaştırabilmek maksadıyla, şekil üzerinde iz takibinde problem yaşanan bölgeler “A-B-C-D” isimli oklar ile işaretlenmiştir.



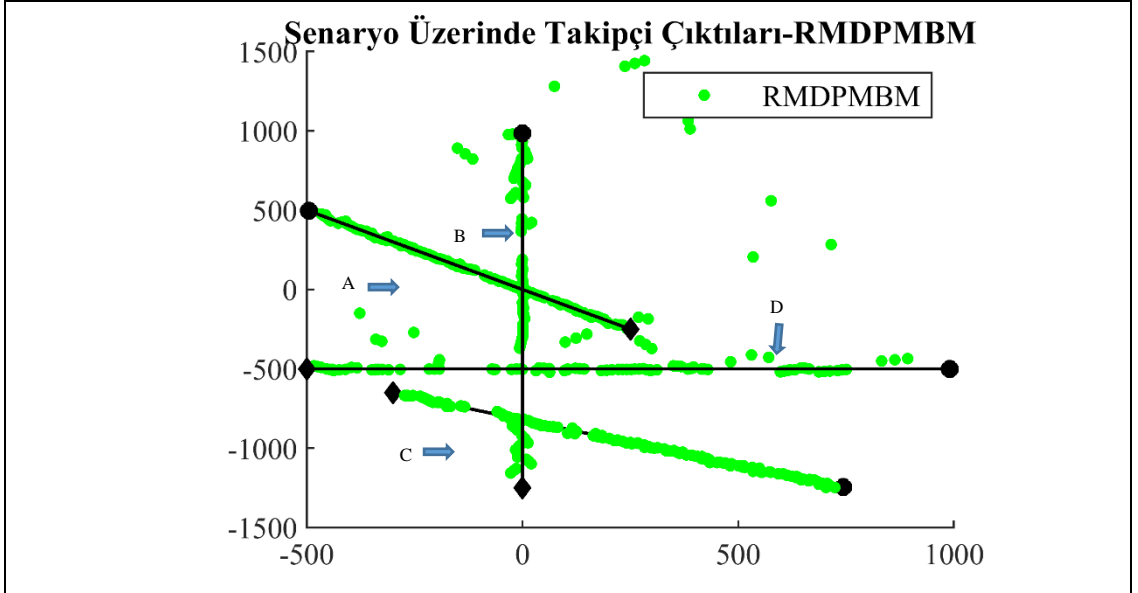
Şekil 4.43: PMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.

RPMBM algoritmasının tek bir koşumdaki çıktıları Şekil 4.44'te sunulmuştur. RPMBM algoritmasının hedefi iz takibini, PMBM algoritmasının zorlandığı şekil üzerinde “A-B-C” isimleriyle etiketlenen bölgelerde dahi uzun yapabildiği ancak “D” etiketi ile markalanan hedef takibini kesintisiz yapamadığı görülmektedir. Bahse konu hedefin rotası boyunca akustik kapsama alanının düşüş gösterdiği bölgeler olduğu göz önünde bulundurulduğu bu beklenen bir durumdur.



Şekil 4.44: RPMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.

RMDPMBM algoritmasının tek bir koşumdaki Şekil 4.45’te sunulmuştur. RMDPMBM algoritmasının diğer algoritmalarından farklı olarak takip işlemini tüm hedefler için yüksek oranda kesintisiz yapabildiği görülmektedir. Sadece “D” ile etiketlenen hedefin “B” ile markalan hedef ile transite girmesi sonrası takip kesintiye uğramış ancak senaryonun sonuna doğru hedeften yeniden temas sağlanmıştır.



Şekil 4.45: RMDPMBM takip algoritması çıktılarının hedef yörüngesi üzerinde çizimi.

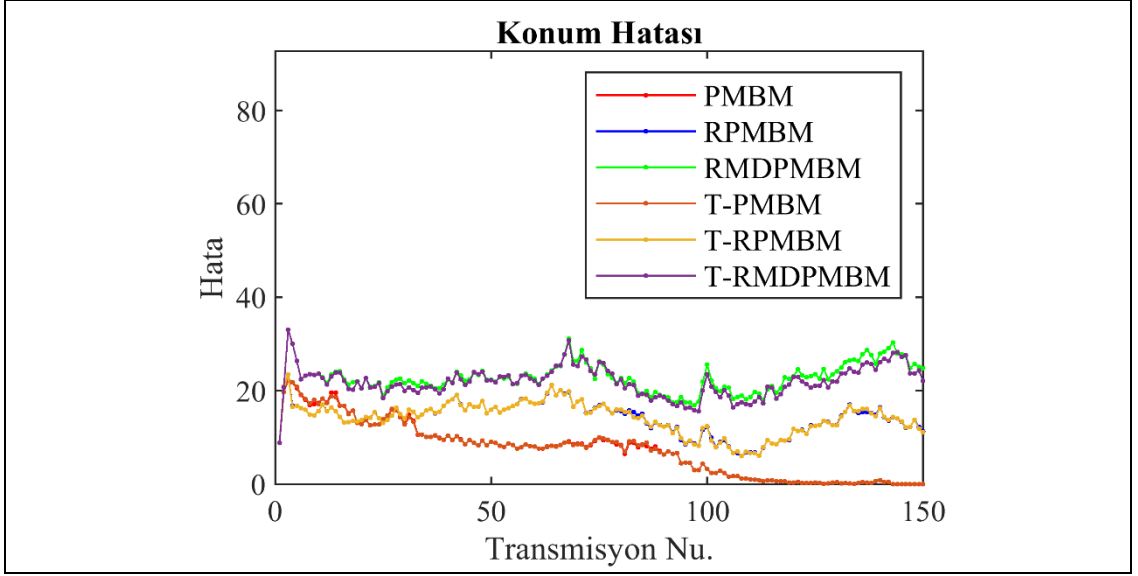
Dolayısıyla iz başlatmada ve kesintisiz iz takibi anlamında diğer algoritmalara kıyasla belirgin avantaj sağladığı görülmektedir.

Altı algoritmanın çalışma süresi ve GOSPA metriği Tablo 4.7'de analiz edilmiş ve karşılaştırılmıştır. GOSPA metrik sonuçlarının genel anlamda diğer MSA senaryoları ile benzerlik karakteristik gösterdiği görülmektedir. İz sürekliliği açısından takipçi performansları kıyaslandığında, yalnızca T-RMDPMBM ve RMDPMBM izleyicilerin iz sürekliliğini başarılı bir şekilde sürdürdüğü ve bu sayede tespit edilemeyen hedef hatasını asgari oranda tutarak diğer algoritmalara kıyasla üstünlük sağladığı görülmektedir.

Tablo 4.7: Senaryo 6, GOSPA metriği ile takipçi performanslarının kıyaslanması.

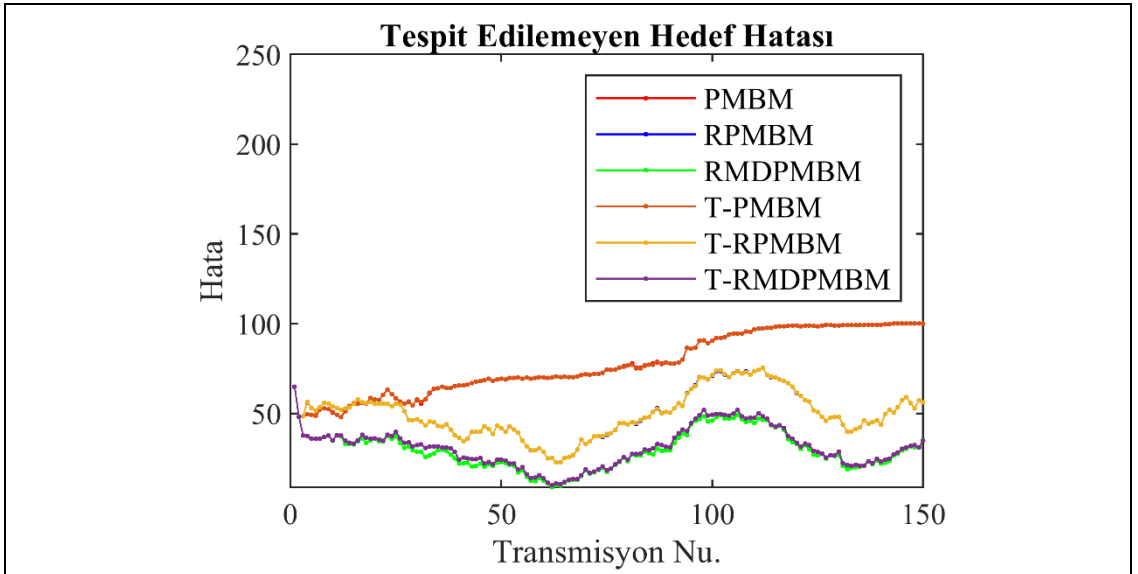
Takipçi İsmi	Ortalama İşlem Süresi	Ortalama GOSPA Hatası			
		Tespit edilemeyen	Sahte	Konum	Toplam
PMBM	1.93	77.49	1.85	8.09	86.66
RPMBM	2.99	49.84	1.64	14.05	65.60
RMDPMBM	30.00	29.58	6.65	22.43	58.96
T-PMBM	1.97	77.49	1.83	8.17	86.66
T-RPMBM	2.96	49.86	1.63	14.04	65.60
T-RMDPMBM	13.63	31.00	3.79	21.94	56.74

Konum hatası açısından metotlar incelendiğinde, özellikle senaryo sonuna doğru bazı algoritmaların konum hatası değerinin çok düşük olduğu görülmektedir. Bu husus bahse konu takip algoritmalarının senaryonun bazı periyotlarında mevcut izlerini kaybetmesi dolayısıyla konum hatası yerine sadece kardinalite hatası üretmesinden kaynaklanmaktadır (bkz. Şekil 4.47).



Şekil 4.46: Senaryo-6, GOSPA metriği konum hatası.

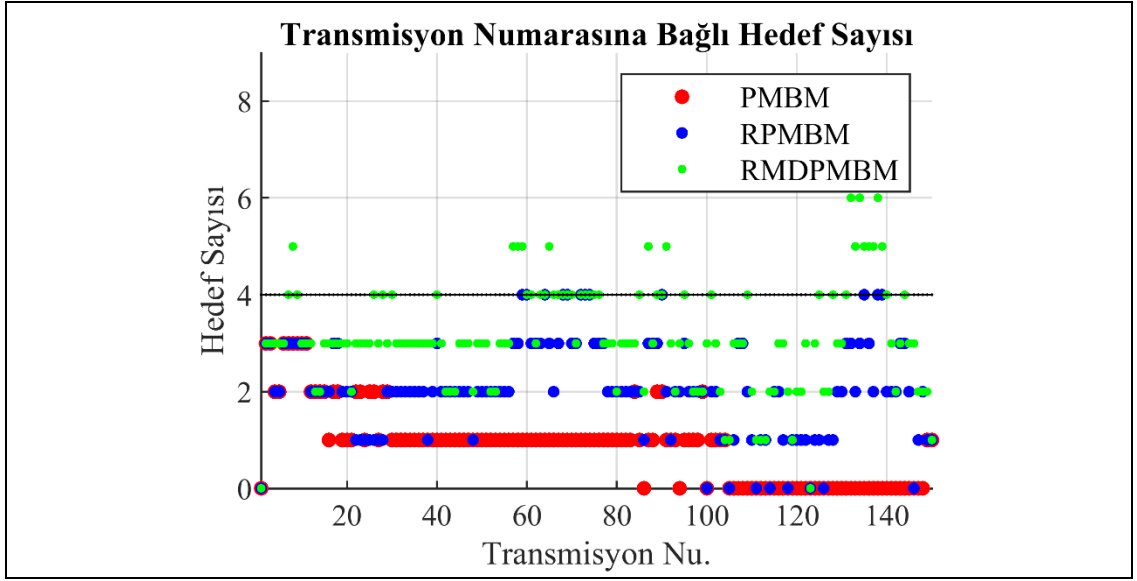
Tespit edilemeyen hedeflere ait ortalama GOSPA metriği hatası Şekil 4.47’de sunulmaktadır. Senaryonun başında tüm algoritmaların benzer karakteristik gösterdiği ancak senaryonun sonuna doğru PMBM ve T-PMBM algoritmalarının hedef takibinde zorluk yaşadığı grafiklerden görülmektedir. RPMBM ve RMDPMBM algoritmaları kıyaslandığında, iki algoritma arasındaki farkın hedeften elde edilen tespitlerin zorlaştığı akustik atlama bölgelerinde (Transmisyon Nu : 40-60 ve 90-110) belirgin hale geldiği gözlenmektedir.



Şekil 4.47: Senaryo-6, GOSPA metriği tespit edilemeyen hedef hatası.

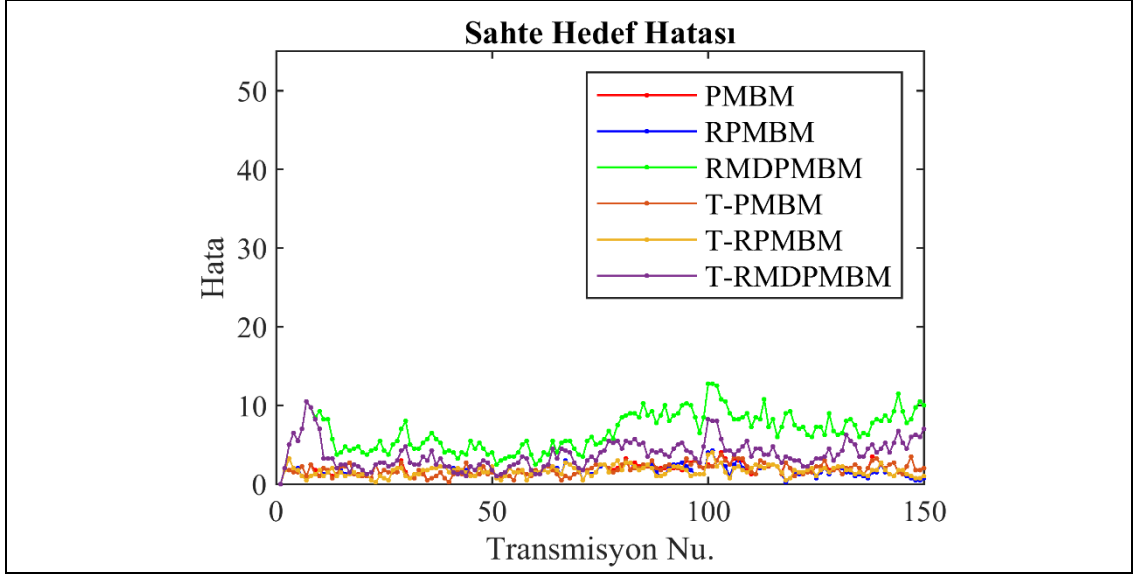
Tespit edilemeyen hedef sayısının daha iyi gözlenebilmesi için senaryo süresince PMBM RPMBM ve RMDPMBM algoritmaları tarafından tahmin edilen hedef sayıları

Şekil 4.48’de sunulmaktadır. PMBM ve RPMBM algoritmalarının hedef sayısını tahminde RMDPMBM algoritmasına kıyasla zorlandığı görülmektedir. Dolayısıyla, RMDPMBM algoritmasının toplam hedef sayısı değerine en doğru şekilde yakınsayan algoritma olduğu söylenebilir.



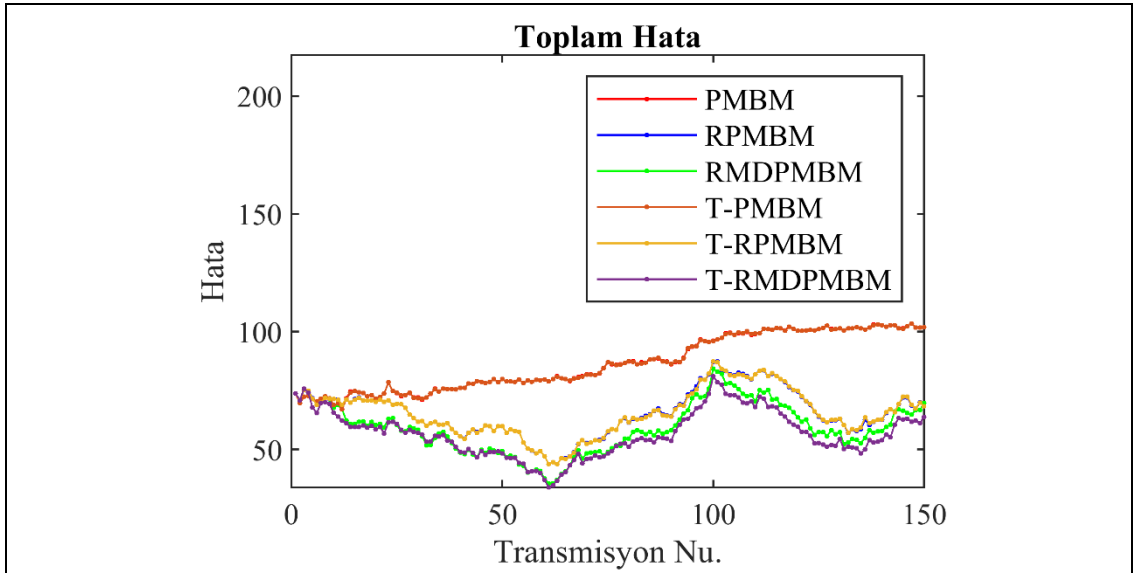
Şekil 4.48:Zamana bağlı takip edilen hedef sayısı (kardinalite) kestirimlerinin grafiksel gösterimi.

Senaryo süresince üretilen sahte hedeflerin ortalama GOSPA metriği ile gösterimi Şekil 4.49’da yapılmaktadır. Senaryonun başında RMDPMBM algoritmasının diğer algoritmalara kıyasla daha yüksek oranda sahte hedef hatası üretmektedir. Bunun nedeni tespit olasılığı düşük olan akustik kaplama alanlarında hedef konum hatasının belirgin şekilde artarak hedef statüsünün sahte hedefe dönüşmesidir. Ancak şekil incelendiğinde tüm algoritmaların genel anlamda benzer karakteristik gösterdiği görülmektedir.



Şekil 4.49: Senaryo-6, GOSPA sahte hedef hatası.

PMBM tabanlı izleyicilerin ortalama GOSPA metriği toplam hata değerlerinin karşılaştırması Şekil 4.50'de sunulmaktadır. Şekil incelendiğinde, RMDPMBM takip algoritmasının tüm senaryo boyunca diğer algoritmalara kıyasla daha iyi performans gösterdiği görülmektedir.



Şekil 4.50: Senaryo-6, GOSPA metriği toplam hatası.

5. SONUÇLAR

Bu tezde, Multistatik Sonar Ağlarında (MSA) zorlu ortam şartlarında sualtı hedef takibi için PMBM algoritması baz alınarak geliştirilen iki yeni algoritma önerilmiştir. İlk olarak, takip senaryosu süresince değişen hedef sayısı değişikliklerine karşı PMBM öngörü adımında uyarlamalı ölçüm odaklı Poisson Doğum Modeli kullanılan Gürbüzleştirilmiş PMBM (RPMBM) algoritması önerilmiştir. Bahse konu RPMBM algoritması, ilk iz başlatma (doğum) performansını iyileştirir. Ayrıca, hedeften kesintili temas sağlanması nedeniyle mevcut izin kopması durumunda sürekli yeni ölçümler etrafında iz arayarak yeniden iz başlatılmasına olanak sağlar.

Tez kapsamında önerilen ikinci iyileştirme Multistatik sonar modeline bağlı olarak hedef tespit olasılığının algoritma dahilinde ele alınmasıdır. MSA her transmisyon adımında her bir alıcı-verici çifti dahil edilerek hedef tespit olasılığı hesaplanarak algoritmaya dahil edilmiştir. Önerilen Gürbüzleştirilmiş Modele Bağlı PMBM (RMDPMBM) algoritması, sayısal simülasyonlarla diğer PMBM tabanlı izleyicilerle simülasyon verisi üzerinden karşılaştırıldığında; önerilen algoritmanın daha iyi takip performansı gösterdiği, kapsama alanının düşük olduğu bölgelerde MSA'lar için iz sürekliliğini bozmadan takip hatasını azaltmada avantaj sağladığı görülmektedir. Önerilen algoritmanın başlıca tezahürleri, takip işleminde kardinalite hatasının azaltılması ve kesintisiz iz sürekliliğinin sağlanmasıdır.

5.1. Gelecek Dönem Çalışmaları

Akustik model tabanlı gürbüzleştirilmiş PMBM algoritmalarının kullanımı ile sabit sualtı sensör ağlarında yüksek doğrulukta ve performansta çoklu hedef takibinin yapılabildiği bu çalışmada gösterilmiştir. Müteakiben hedef kuvvetinin, hedef ortalama ilerleme süratıyla değişiminin öngörülerek takip problemine dahil edilmesiyle kesintisiz hedef takibinde özellikle manevra yapan hedefler için performans artışı sağlanmasına yönelik çalışmaların yapılması planlanmaktadır. Bu sayede mevcut araştırma genişletilebilecektir.

KAYNAKLAR

- [1] Ristic B., Clark D., Vo B.-N., Vo B.-T., (2012), “Adaptive Target Birth Intensity for PHD and CPHD Filters”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 48 (2), 1656–1668.
- [2] Challa S., Morelande M. R., Mušicki D., Evans R. J., (2011), “Multiple-object tracking in clutter: random-set-based approach”, *Fundamentals of Object Tracking*, Cambridge University Press.
- [3] Aidala, V. J. (1979). “Kalman filter behavior in bearings-only tracking applications”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, (1), 29-39.
- [4] St-Pierre M., Gingras D., (2004), “Comparison between the unscented kalman filter and the extended kalman filter for the position estimation module of an integrated navigation information system”, *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2004, 831–835, Parma, Italy.
- [5] Julier S. J., Uhlmann J. K., (2004), “Unscented filtering and nonlinear estimation”, *Proceedings IEEE*, 92 (3), 401–422.
- [6] Jiang Z., Song Q., He Y., Han J., (2007), “A novel adaptive unscented Kalman filter for nonlinear estimation”, *46th IEEE Conference on Decision and Control*, 4293–4298.
- [7] Zheng B., Fu P., Li B., Yuan X., (2018), “A Robust Adaptive Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation with Uncertain Noise Covariance”, *Sensors*, 18 (3), 808.
- [8] Elfring J., Torta E., van de Molengraft R., (2021), “Particle Filters: A Hands-On Tutorial”, *Sensors*, 21 (2), 438.
- [9] Arulampalam M. S., Maskell S., Gordon N., Clapp T., (2002), “A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50 (2), 174–188.
- [10] Quang P. Bui, Musso C., Le Gland F., (2010), “An insight into the issue of dimensionality in particle filtering”, *13th International Conference on Information Fusion*, 1–8, Edinburgh, Jul.
- [11] Arasaratnam I., Haykin S., (2009), “Cubature Kalman Filters”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 54 (6), 1254–1269.
- [12] Mazor E., Averbuch A., Barshalom Y., Dayan J., (1998), “Interacting multiple model methods in target tracking: A survey”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 34 (1), 103–123.

- [13] Smith J., Particke F., Hiller M., Thielecke J., (2019), “Systematic Analysis of the PHD, JPDA and GNN Multi-Target Tracking Filters”, Proceedings 22nd International Conference on Information Fusion, 1–8.
- [14] Bar-Shalom Y., Tse E., (1975), “Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association”, *Automatica*, 11 (5), 451–460.
- [15] Singer R., Sea R., Housewright K., (1974), “Derivation and evaluation of improved tracking filter for use in dense multitarget environments”, *IEEE Transactions on Information Theory*, 20 (4), 423–432.
- [16] Fortmann T., Bar-Shalom Y., Scheffe M., (1983), “Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association”, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 8 (3), 173–184.
- [17] Reid D., (1979), “An algorithm for tracking multiple targets”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 24 (6), 843–854.
- [18] Chan D. S. K., Harrison D. D., Langan D. A., (1993), “Tracking in a high-clutter environment: simulation results characterizing a bi-level MHT algorithm”, *Signal and Data Processing of Small Targets*, 1994, 540–552.
- [19] Chan D. S. K., Langan D. A., (1994), “Performance results of the bi-level multiple hypothesis tracking (MHT) algorithm for two crossing targets in a high-clutter environment”, *Signal and Data Processing of Small Targets*, 2235, 406–417.
- [20] Salmond D. J., (1990), “Mixture reduction algorithms for target tracking in clutter”, *Signal and Data Processing of Small Targets*, 1305, 434.
- [21] Blanding W., Willett P., Bar-Shalom Y., Coraluppi S., (2009), “Multisensor track management for targets with fluctuating SNR”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 45 (4), 1275–1292.
- [22] Clark D., Ristic B., Vo B., Vo B. T., (2007), “Bayesian Multi-Object Filtering With Amplitude Feature Likelihood for Unknown Object SNR”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 58 (1), 26–37.
- [23] Mahler R., (2007), “Statistical multisource-multitarget information fusion”, Norwood, MA, USA: Artech House, Inc.
- [24] Mahler R., (2003), “Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 39 (4), 1152–1178.
- [25] Mahler R., (2007), “PHD filters of higher order in target number”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 43 (4), 1523–1543.

- [26] Mahler R. P. S., Vo B., Vo B., (2011) “CPHD Filtering With Unknown Clutter Rate and Detection Profile,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59 (8), 3497–3513.
- [27] Vo B., Singh S., Doucet A., (2005), “Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 41 (4), 1224–1245.
- [28] Meyer F., Braca P., Willett P., Hlawatsch F., (2017), “A Scalable Algorithm for Tracking an Unknown Number of Targets Using Multiple Sensors”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 65 (13), 3478–3493.
- [29] Ristic B., Vo B., Vo B., Farina A., (2013), “A Tutorial on Bernoulli Filters: Theory, Implementation and Applications”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 61 (13), 3406–3430.
- [30] Vo B., Vo B., Cantoni A., (2009), “The Cardinality Balanced Multi-Target Multi-Bernoulli Filter and Its Implementations”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 57 (2), 409–423.
- [31] Vo B., Vo B., (2013), “Labeled Random Finite Sets and Multi-Object Conjugate Priors”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 61 (13), 3460–3475.
- [32] Reuter S., Vo B., Vo B., Dietmayer K., (2014), “The Labeled Multi-Bernoulli Filter”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 62 (12), 3246–3260.
- [33] Vo B.-N., Vo B.-T., Phung D., (2014), “Labeled Random Finite Sets and the Bayes Multi-Target Tracking Filter”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 62 (24), 6554–6567.
- [34] Lin S., Vo B. T., Nordholm S. E., (2016), “Measurement driven birth model for the generalized labeled multi-Bernoulli filter”, *Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS), 2016 International Conference*, 94–99.
- [35] Vo B., Vo B., Hoang H. G., (2017), “An Efficient Implementation of the Generalized Labeled Multi-Bernoulli Filter”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 65 (8), 1975–1987.
- [36] Kropfreiter T., Hlawatsch F., (2018), “Multiobject Tracking with Track Continuity: An Efficient Random Finite Set Based Algorithm”, *Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF)*, 1–6.

- [37] Williams J. L., (2015), “Marginal multi-bernoulli filters: RFS derivation of MHT, JIPDA, and association-based member”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 51 (3), 1664–1687.
- [38] Yu Y., (2018), “Distributed Multimodel Bernoulli Filters for Maneuvering Target Tracking”, *IEEE Sensors Journal*, 18 (14), 5885–5896.
- [39] Mahler R., (2013), “‘Statistics 102’ for Multisource-Multitarget Detection and Tracking”, *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, 7 (3), 376–389.
- [40] Sheng X., Chen Y., Guo L., Yin J., Han X., (2018), “Multitarget Tracking Algorithm Using Multiple GMPHD Filter Data Fusion for Sonar Networks”, *Sensors*, 18 (10), 3193.
- [41] Braca P., Marano S., Matta V., Willett P., (2013), “Asymptotic Efficiency of the PHD in Multitarget/Multisensor Estimation”, *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, 7 (3), 553–564.
- [42] Vo B. N., Ma W. K., (2006), “The Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54 (11), 4091–4104.
- [43] Chen X., Li Y., Li Y., Yu J., (2018), “PHD and CPHD Algorithms Based on a Novel Detection Probability Applied in an Active Sonar Tracking System”, *Applied Sciences*, 8 (1), 36.
- [44] Sun J., Liu C., Li Q., Chen X., (2019), “Labelled multi-Bernoulli filter with amplitude information for tracking marine weak targets”, *IET Radar, Sonar & Navigation*, 13 (6), 983–991.
- [45] Delande E., Üney M., Houssineau J., Clark D., (2014), “Regional Variance for Multi-Object Filtering,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, 62 (13), 3415–3428.
- [46] Garcia-Fernández Á. F., Williams J. L., Granström K., Svensson L., (2018), “Poisson Multi-Bernoulli Mixture Filter: Direct Derivation and Implementation”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 54 (4), 1883–1901.
- [47] Granström K., Svensson L., Xia Y., Williams J. L., García-Fernández Á. F., (2018), “Poisson Multi-Bernoulli Mixture Trackers: Continuity Through Random Finite Sets of Trajectories”, *Proceedings 21st International Conference Fusion*, 973–981.

- [48] Magistris G. de., (2019), “Automatic Object Classification for Low-Frequency Active Sonar using Convolutional Neural Networks”, OCEANS 2019 MTS/IEEE, 1–6., Seattle/USA.
- [49] Granström, K., Svensson, L., Xia, Y., Williams, J., & García-Fernández, Á. F. (2019). “Poisson multi-Bernoulli mixtures for sets of trajectories”, arXiv ,1912.08718.
- [50] Xia Y., Granström K., Svensson L., García-Fernández Á. F., Williams J. L., (2019), “Extended target Poisson multi-Bernoulli mixture trackers based on sets of trajectories”, Proceedings 22nd International Conference on Information Fusion, 1–8.
- [51] Granström K., Svensson L., Xia Y., Garcia-Fernandez Á. F., Williams J. L., (2020), “Spatiotemporal Constraints for Sets of Trajectories with Applications to PMBM Densities”, Proceedings 23rd International Conference on Information Fusion, 2020, 1–8.
- [52] Georgescu R., Willett P., (2012), “The GM-CPHD Tracker Applied to Real and Realistic Multistatic Sonar Data Sets”, IEEE Journal of Oceanic Engineering, 37 (2), 220–235.
- [53] Ristic B., (2016), “Bayesian multitarget tracker for multistatic sonobuoy systems,” 19th International Conference on Information Fusion , 2171–2178.
- [54] Ristic B., (2017), “Gaussian mixture multitarget–multisensor Bernoulli tracker for multistatic sonobuoy fields”, IET Radar, Sonar & Navigation, 11 (12), 1790–1797.
- [55] Braca P., Goldhahn R., LePage K. D., Marano S., Matta V., Willett P., (2014), “Cognitive multistatic AUV networks”, 17th International Conference on Information Fusion , 1–7.
- [56] Karataş M., (2012), “Dağıtık Sualtı Sensör Ağlarının Karma Tamsayılı Doğrusal Olmayan Programlama ile Optimizasyonu”, 16.
- [57] Karataş M., (2013), “A Multi Foci Closed Curve: Cassini Oval, its Properties and Applications”, Doğuş Üniversitesi Derg., 14 (2), 231–248.
- [58] Zhou S., Willett P., (2007), “Submarine Location Estimation Via a Network of Detection-Only Sensors”, IEEE Transactions on Signal Processing, 55 (6), 3104–3115.
- [59] Bar-Shalom Y., Willett P., Tian X., (2011), “Tracking and Data Fusion: A Handbook of Algorithms”, CT: YBS Publishing.

- [60] Braca P., Willett P., LePage K., Marano S., Matta V., (2014), “Bayesian tracking in underwater wireless sensor networks with port-starboard ambiguity”, *IEEE Trans Signal Process*, 62 (7), 1864–1878.
- [61] Kim S., Ku B., Hong W., Ko H., (2008), “Performance comparison of target localization for active sonar systems”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 44 (4), 1371–1380.
- [62] Craparo E., Karataş M., (2019), “Optimal source placement for point coverage in active multistatic sonar networks”, *Naval Research Logistics*, 67 (1), 63–74.
- [63] Colin M. E. G. D., Beerens S. P., (2010), “False-Alarm Reduction for Low-Frequency Active Sonar With BPSK Pulses: Experimental Results”, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 36 (1), 52–59.
- [64] Coraluppi S., Carthel C., (2004), “Multi-Hypothesis Sonar Tracking”, *Proceedings 7th International Conference on Information Fusion*, 33–40.
- [65] Coraluppi S., Carthel C., (2005), “Distributed tracking in multistatic sonar”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 41 (3), 1138–1147.
- [66] Shin H., Ku B., Nelson J. K., Ko H., (2018), “Robust Target Tracking with Multi-Static Sensors under Insufficient TDOA Information”, *Sensors*, 18 (5), 1481–1498.
- [67] Yao Y., Zhao J., Wu L., (2003), “Doppler Data Association Scheme for Multi-Target Tracking in an Active Sonar System”, *Sensors*, 19 (9), 2003.
- [68] Üney M., (2019), “Type II approximate Bayes perspective to multiple hypothesis tracking”, *Proceedings 22nd International Conference on Information Fusion*, 1–8, Ottawa, ON, Canada.
- [69] Georgescu R., Willett P., (2012), “The GM-CPHD Tracker Applied to Real and Realistic Multistatic Sonar Data Sets”, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 37 (2), 220–235.
- [70] Xia Y., Granström K., Svensson L., García-Fernández Á. F., (2018), “An Implementation of the Poisson Multi-Bernoulli Mixture Trajectory Filter via Dual Decomposition”, *Proceedings 21st International Conference on Information Fusion*, 1–8.

- [71] Fewell M., Ozols S., (2011), “Simple Detection-Performance Analysis of Multistatic Sonar for Anti-Submarine Warfare”, Technical Report No: DSTO-TR-2562 Def. Sci. Technol. Organ. Edinb. S. Australia.
- [72] Craparo E., Karataş M., Kuhn T. U., (2017), “Sensor placement in active multistatic sonar networks: Active Multistatic Sonar Networks”, *Naval Research Logistics*, 64 (4), 287–304.
- [73] Hodges R. P., (2011), “Underwater Acoustics: Analysis, Design and Performance of Sonar”, John Wiley & Sons.
- [74] Fügenschuh A. R., Craparo E. M., Karatas M., Buttrey S. E., (2020), “Solving multistatic sonar location problems with mixed-integer programming”, *Optimization and Engineering*, 21 (1), 273–303.
- [75] Urick R. J., (1983), “Principles of Underwater Sound”, McGraw-Hill.
- [76] Vo B., Vo B., Cantoni A., (2008), “Bayesian Filtering With Random Finite Set Observations”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 56 (4), 1313–1326.
- [77] Svensson L., Morelande M., (2014), “Target tracking based on estimation of sets of trajectories”, *Proceedings 17th International Conference on Information Fusion*, 1–8.
- [78] Murty K. G., (1968), “Letter to the Editor—An Algorithm for Ranking all the Assignments in Order of Increasing Cost”, *Operational Research*, 16 (3), 682–687.
- [79] Schuhmacher D., Vo B., Vo B., (2008), “A Consistent Metric for Performance Evaluation of Multi-Object Filters”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 56 (8), 3447-3457.
- [80] Rahmathullah A. S., García-Fernández Á. F., Svensson L., (2017), “Generalized optimal sub-pattern assignment metric”, *Proceedings 20th International Conference on Information Fusion*, 1–8.

ÖZGEÇMİŞ

ERHAN ÖZER 2007 yılında Milli Savunma Üniversitesi'nden Deniz Harp Okulundan mezun oldu. 2013 yılında ABD, Monterey, Kaliforniya Naval Postgraduate School'da akustik mühendisliği alanında yüksek lisans derecesi almıştır. Bahse konu araştırma kurumunca 2013 yılında Üstün Tez ve Savunma Ödülü'ne layık görülmüştür. Araştırma ilgi alanları arasında su altı çoklu hedef takibi, multistatik sonar ve akustik sinyal işleme yer almaktadır.

EKLER

Ek A: Tez Çalışması Kapsamında Yapılan Yayınlar

Özer E., Hocaođlu A. K., (2021), "Robust Model-Dependent Poisson Multi Bernoulli Mixture Trackers for Multistatic Sonar Networks", IEEE Access, 9, 163612-163624.

Özer E., Akar A. O., Hocaođlu A. K., (2018), "Passive sonar multiple target tracking with different resampling algorithms", 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 1-4.