

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

DOKTORA TEZİ

**SİHA'DAN FIRLATILAN BALİSTİK BİR FÜZE İÇİN SİHA FÜZE ARASI
VERİ BAĞI KULLANAN MÜŞTEREK BİR SEYRÜSEFER ÇÖZÜMÜ**

Kenan Can TAŞAN

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**ANKARA
2026**

Her hakkı saklıdır

ÖZET

Doktora Tezi

SİHA'DAN FIRLATILAN BALİSTİK BİR FÜZE İÇİN SİHA FÜZE ARASI VERİ BAĞI KULLANAN MÜŞTEREK BİR SEYRÜSEFER ÇÖZÜMÜ

Kenan Can TAŞAN

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Ahmet AKBULUT

Bu tez çalışmasında, birlikte harekât icra eden ve füze atışı gerçekleştiren Silahlı İnsansız Hava Aracı (SİHA) grupları için, Küresel Konumlandırma Sistemi (KKS) erişiminin olmadığı veya kısmi olduğu ortamlarda kullanılmak üzere bir seyrüsefer çözümü ele alınmıştır. Bu kapsamda, haberleşme tabanlı görelî ölçümler kullanan çok unsurlu müşterek bir seyrüsefer mimarisi geliştirilmiştir. Haberleşme ortamının elektronik harp gibi etkilerle kolaylıkla bozulabilmesi nedeniyle, görelî ölçümlerin doğruluğunun kritik olduğu ortaya konmuş ve ölçüm bozulmaları altında önerilen yaklaşımın gürbüzlüğünü korumaya yönelik yöntemler geliştirilmiştir.

Çalışmada, operasyon ortamında karşılaşılabilecek haberleşme kesintileri, çok yollu iletim hataları ve saat kaymaları gibi ölçüm bozulmaları zamana bağlı bir şekilde ele alınmış ve bu tür hataların klasik yöntemlerle tespit edilmesinin sınırlı kaldığı gösterilmiştir. Bu doğrultuda, ölçüm bileşenlerinin ayrı ayrı değerlendirilebildiği kısmi ölçüm güncelleme yaklaşımı altında daha esnek bir filtreleme yapısı geliştirilmiş ve bu yapının adaptif karar mekanizmaları ile yönetilmesinin katkıları ortaya konmuştur. Önerilen adaptif ölçüm güncelleme mimarisi kapsamında, geleneksel eşik tabanlı inovasyon filtresine (IF) ek olarak pekiştirmeli öğrenme (RL) tabanlı Derin Q-Ağ (DQN) ajanı, çok katmanlı algılayıcı (MLP) ve uzun-kısa süreli bellek ağı (LSTM) olmak üzere üç farklı öğrenme tabanlı karar yaklaşımı karşılaştırılmıştır.

Monte Carlo benzetimleri sonucunda, MLP tabanlı yaklaşımın ölçüm kalitesini yüksek doğrulukla sınıflandırdığı ve IF'e kıyasla daha isabetli ölçüm güncelleme kararları vererek seyrüsefer performansını iyileştirdiği gözlemlenmiştir. RL ve LSTM tabanlı yöntemlerin ise problem yapısına bağlı sınırlamalar nedeniyle IF'ten daha düşük performans sağladığı belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlar, veri odaklı yöntemlerin uygun özellik temsili ile birlikte kullanıldığında, önerilen deterministik yapıyı güçlendiren tamamlayıcı bir karar katmanı olarak etkili bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

Haziran 2026, 157 sayfa

Anahtar Kelimeler: Dağıtık Navigasyon, Derin Öğrenme, KKS Olmayan Ortamlar, Görelî Ölçüm, Kalman Filtresi, Ölçüm Güvenilirliği, Örgü Ağ, Pekiştirmeli Öğrenme

ABSTRACT

PhD Thesis

A JOINT NAVIGATION SOLUTION USING INTER-DATA LINK FOR A BALLISTIC MISSILE LAUNCHED FROM AN ARMED UAV

Kenan Can TAŞAN

Ankara University
Graduate School of Natural and Applied Science
Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Ahmet AKBULUT

In this thesis, a navigation solution is proposed for groups of unmanned combat aerial vehicles (UCAVs) performing cooperative missions and missile launch operations in environments where Global Navigation Satellite System (GNSS) signals are unavailable or partially available. A cooperative multi-agent navigation architecture based on communication-based relative measurements is developed. Since communication links can be degraded by electronic warfare and similar effects, the reliability of relative measurements becomes critical. Accordingly, methods are introduced to maintain robustness under measurement degradations.

Operational effects such as communication outages, multipath propagation, and clock synchronization biases are modeled as time-dependent and gradually evolving processes. It is shown that such degradations are difficult to detect reliably using conventional threshold-based methods. To address this, a flexible filtering framework based on a partial measurement update strategy—where range and range-rate measurements are evaluated independently—is proposed. The framework is further enhanced through adaptive decision mechanisms. Within this architecture, the Innovation Filter (IF) is compared with three learning-based approaches: a Deep Q-Network (DQN), a Multi-Layer Perceptron (MLP), and a Long Short-Term Memory (LSTM) network.

Monte Carlo simulations show that the MLP-based approach achieves high classification accuracy, makes more reliable update decisions than the IF, and significantly improves navigation performance. In contrast, RL- and LSTM-based methods perform worse than IF due to problem-specific limitations. Overall, the results indicate that data-driven methods, when combined with suitable feature representations, can effectively serve as a complementary decision layer for the proposed deterministic framework.

June 2026, 157 pages

Keywords: Distributed Navigation, Deep Learning, GNSS-Denied Environments, Relative Measurement, Kalman Filtering, Measurement Integrity, Mesh Network, Reinforcement Learning

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasının gerçekleştirilmesi sürecinde bilgi ve deneyimleriyle bana yol gösteren, her aşamada destek ve yönlendirmelerini esirgemeyen danışmanım Sayın Doç. Dr. Ahmet AKBULUT'a en içten teşekkürlerimi sunarım. Akademik bakış açımın gelişmesine sağladığı katkılar ve çalışmaya olan titiz yaklaşımı, bu tezin şekillenmesinde belirleyici olmuştur.

Tez izleme kurulunda yer alarak çalışmanın farklı aşamalarında değerli öneri ve değerlendirmeleriyle katkı sağlayan Sayın Prof. Dr. Ahmet Güngör PAKFİLİZ, Dr. Öğr. Üyesi Aykut KALAYCIOĞLU ve Doç. Dr. Haydar ANKIŞHAN'a teşekkürlerimi sunarım. Sağladıkları yapıcı geri bildirimler, çalışmanın geliştirilmesine önemli katkılar sağlamıştır.

Akademik gelişim sürecimde sağladığı destek ve yönlendirmeleriyle çalışma hayatıma adım atmamda önemli katkıları bulunan Sayın Prof. Dr. Asım Egemen YILMAZ'a ayrıca teşekkür ederim.

Çalışma sürecinde birlikte görev yaptığım iş arkadaşlarıma, teknik destekleri ve yapıcı katkıları için teşekkür ederim. Özellikle Efe ÇETİN'e, kritik aşamalarda sağladığı yönlendirmeler ve sürecin ilerlemesine katkıları için ayrıca teşekkür ederim.

Bu çalışma, TÜBİTAK 2211 Yurt İçi Doktora Burs Programı kapsamında desteklenmiştir. Sağladıkları maddi ve akademik destek için Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu'na (TÜBİTAK) teşekkür ederim.

Son olarak, hayatım boyunca beni pek çok fedakarlıkla yetiştiren aileme, bu süreç boyunca her zaman yanımda olan, sabır ve anlayışlarıyla bana güç veren eşim ve kızıma teşekkür ederim. Onların desteği olmadan bu çalışmayı tamamlamak mümkün olmazdı.

Kenan Can TAŞAN
Ankara, Haziran 2026

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI	
ETİK.....	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	iv
SİMGELER DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
1. GİRİŞ	1
1.1 Problemin Tanımı	3
1.2 Motivasyon.....	5
1.3 Literatürdeki Boşluk ve Problemin Konumlandırılması	7
1.4 Tezin Amacı ve Özgün Katkıları	16
1.5 Tezin İçeriği	17
2. KURAMSAL TEMELLER ve YÖNTEMLER.....	20
2.1 Referans Eksen Takımları.....	20
2.2 Temel Vektör ve Matris Notasyonu.....	21
2.3 Ataletsel Seyrüsefer Kuramı	21
2.3.1 Yönelim güncelleme	23
2.3.2 Hız güncelleme.....	24
2.3.3 Konum güncelleme.....	25
2.4 Ataletsel Seyrüsefer Hata Yayılım Denklemleri.....	26
2.4.1 İvmeölçer sabit hatalarının konum hata yayılımına etkisi.....	27
2.4.2 Dönüölçer sabit hatalarının konum hata yayılımına etkisi	28
2.4.3 Rastgele gürültü bileşenlerinin hata yayılımına etkisi.....	29
2.5 Çoklu Unsur Göreli Seyrüsefer Kuramı	31
2.5.1 Göreli ölçüm kavramı	32
2.5.2 Göreli ölçümün hata sınırlandırma etkisi.....	33
2.5.3 Göreli ölçümlerin geometrik etkisi	34
2.6 Durum Uzak Modeli ve Kalman Filtresi	36
2.6.1 Hata durum vektörü	36
2.6.2 Sürekli zaman hata dinamikleri	37
2.6.3 Sürekli zaman sistem matrisinin türetilmesi	38
2.6.4 Kesikli zaman durum geçiş matrisi ve kovaryans yayılımı	40
3. BENZETİM ORTAMI ve SENARYO TASARIMI.....	42
3.1 Görev ve Senaryoya Özgü Referans Eksen Takımları	42
3.1.1 Senaryo eksen takımı (SET).....	43
3.1.2 Ateşleme eksen takımı (F)	45
3.1.3 ECEF ile SET/F arasındaki dönüşüm	46
3.2 Çok Unsurlu Senaryo Altyapısı	48
3.2.1 İHA kinematik modeli	48
3.2.2 Rota planlama mekanizması	49
3.2.3 Füze kinematik modeli.....	51
3.3 Sensör ve Hata Modellemesi	53
3.3.1 AÖB hata modeli	54

3.3.2 İHA ve füze unsurları için AÖB hata parametreleri	55
3.3.3 Uzaklık ve uzaklık değişimi ölçümleri için referans veri türetilmesi	56
3.4 Benzetim Kurgusu ve Kaydedilen Veriler	58
3.5 Monte Carlo (MC) Altyapısı	59
4. ÇOK UNSURLU MÜŞTEREK NAVİGASYON MİMARİSİ	61
4.1 Genel Sistem Mimarisi ve Veri Akışı.....	61
4.1.1 “Örgü Ağ” yapısı.....	62
4.1.2 Dağıtık veri akışı ve güncelleme döngüsü	64
4.2 Ölçüm Modelinin Filtreye Entegrasyonu.....	67
4.2.1 Uzaklık ölçümü ile güncelleme.....	68
4.2.2 Uzaklık değişimi ölçümü ile güncelleme	69
4.2.3 Birleşik ölçüm güncellemesi	70
4.2.4 Ölçüm güncelleme modlarının karar yapısı	71
4.3 Görelî Örgü Ağ Ölçümlerinin Seyrüsefer Performansına Katkısı.....	71
4.4 İnovasyon Tabanlı Ölçüm Güncelleme Mekanizması	75
5. ÖLÇÜM BOZULMA MODELİ VE GÜVENİLİRLİK PROBLEMİ.....	78
5.1 Ölçüm Bozulmalarının Modellemesi	79
6. ÖLÇÜM GÜVENİLİRLİĞİ TABANLI ADAPTİF YAKLAŞIMLAR	83
6.1 İnovasyon Filtresi (IF – Innovation Filter)	83
6.2 Öğrenme Tabanlı Yaklaşımlar için Veri ve Özellik Tasarımı	86
6.3 Pekiştirmeli Öğrenme (RL – Reinforcement Learning).....	89
6.4 Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP – Multi Layer Perceptron).....	93
6.5 Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM – Long Short-Term Memory).....	96
7. BENZETİM SONUÇLARI VE PERFORMANS ANALİZİ	100
7.1 Benzetim Senaryosu ve Deneysel Kurulum	100
7.2 Değerlendirme Kriterleri.....	103
7.3 Ölçüm Bozulmaları Altında Performans	105
7.4 Farklı Ölçüm Bozulma Yöntemleri ile Genelleme Yeteneğinin İncelenmesi ..	116
7.4.1 IF metodunun genelleme yeteneğinin incelenmesi	120
7.4.2 RL metodunun genelleme yeteneğinin incelenmesi	122
7.4.3 MLP metodunun genelleme yeteneğinin incelenmesi	123
7.4.4 LSTM metodunun genelleme yeteneğinin incelenmesi.....	125
8. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR	127
8.1 Çalışmanın Genel Değerlendirmesi	127
8.2 Bulguların Tartışılması.....	129
8.3 Çalışmanın Özgün Katkıları	135
8.4 Gelecek Çalışmalar	136
KAYNAKLAR	139
EKLER.....	147
EK 1 Döngü Süresi Ablasyon Çalışması	147
EK 2 Hesaplama Karmaşıklığı ve Gerçek Zamanlı Uygulanabilirlik Analizi	149
EK 3 Kinematics_ECEF.m.....	153
ÖZGEÇMİŞ.....	156

SİMGELER DİZİNİ

%	Yüzde
“	Açı saniye
μg	Mikro-g
μRad	Mikroradyan
μs	Mikrosaniye
H	Ölçüm Güncelleme Matrisi
Hz	Hertz
mg	Mili-g
ms	Milisaniye
P	Kovaryans Matrisi
ppm	Parts Per Million
Q	Süreç Gürültüsü Matrisi
R	Ölçüm Gürültüsü Matrisi
rad	Radyan
y	İnovasyon Vektörü
y_norm	Normalize inovasyon
z	Ölçüm Vektörü
g_0	Yerçekimi İvmesi

Kısaltmalar

ANS	Ataletsel Navigasyon (Seyrüsefer) Sistemi
AÖB	Ataletsel Ölçüm Birimi
CNN	Convolutional Neural Network
DGPS	Differential Global Positioning System
DME	Distance Measuring Equipment
DOF	Degree of Freedom (Serbestlik Derecesi)
DOP	Dilution of Precision (Geometrik Seyreltme Faktörü)
DQN	Deep Q-Network
DSTWR	Double Sided Two Way Ranging
ECEF	Earth Centered Earth Fix
ECI	Earth Centered Inertial
EKF	Extended Kalman Filter
ES-EKF	Error State Extended Kalman Filter
FN	False Negatif (Yanlış Negatif)

FP	False Positive (Yanlış Pozitif)
GNSS	Global Navigation Satellite System
HV	Host Vehicle
IF	Innovation Filter (İnovasyon Filtresi)
İHA	İnsansız Hava Aracı
KF	Kalman Filtresi
KKS	Küresel Konumlandırma Sistemi
LSTM	Long Short-Term Memory
MAC	Medium Access Control
MacOneHot	Aktif haberleşme slotunu temsil eden vektör
MAML	Model-Agnostic Meta-Learning
MC	Monte Carlo
MLP	Multi Layer Perceptron
MNW	Mesh Network (Örgü Ağ)
NED	North East Down
NN	Neural Network (Yapay Sinir Ağı)
ÖA	Örgü Ağ
PF	Particle Filter (Parçacık Filtresi)
PVA	Position-Velocity-Attitude
RAIM	Receiver Autonomous Integrity Monitoring
RBF	Radial Basis Function
RL	Reinforcement Learning
RMS	Root Mean Square (Ortalama Kare Kök)
RNN	Recurrent Neural Network (Yinelemeli Yapay Sinir Ağı)
SAR	Sentetik Açıklıklı Radar
SET	Senaryo Eksen Takımı
SİHA	Silahlı İnsansız Hava Aracı
TDMA	Time Division Multiple Access (Zaman Bölmeli Çoklu Erişim)
TN	True Negatif (Doğru Negatif)
ToA	Time of Arrival (Geliş Zamanı)
TP	True Positive (Doğru Pozitif)
TWR	Two Way Ranging (Çift Yönlü Mesafeleme)
UERE	User Equivalent Range Error
UKF	Unscented Kalman Filter (Kokusuz Kalman Filtresi)
WGS	Word Geodetic System (Dünya Jeodetik Sistemi)
YDS	Yeryüzü Destekli Seyrüsefer

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1 ECEF çerçevesindeki seyrüsefer algoritması akışı	23
Şekil 2.2 Belirsizlik tahminlerinin görelî ölçümle azaltılması.....	34
Şekil 3.1 Senaryo Eksen Takımı Tanımlaması	44
Şekil 3.2 Yumuşak geçiş fonksiyonu çıktısı	51
Şekil 4.1 Dört unsurlu bir ağ için haberleşme kurgusu.....	62
Şekil 4.2 İki unsur arasındaki uzaklık ölçüm anının gösterimi.....	64
Şekil 4.3 Güncelleme akış diyagramı.....	65
Şekil 4.4 Konum hatalarının uçuş boyunca karşılaştırılması	72
Şekil 4.5 Hız hatalarının uçuş boyunca karşılaştırılması	73
Şekil 4.6 Yönelim hatalarının uçuş boyunca karşılaştırılması	73
Şekil 4.7 Sabit hata kestirimlerinin uçuş boyunca karşılaştırılması.....	74
Şekil 5.1 Ölçüm hata modeli genel akışı.....	81
Şekil 6.1 Hatasız senaryo için İnovasyon Normu bileşenleri	84
Şekil 6.2 Bozucu eklenen senaryo için İnovasyon Normu bileşenleri.....	85
Şekil 6.3 IF tahmin doğruluğunun eşik ile değişimi	85
Şekil 6.4 Girdi özellikleri için korelasyon matrisi	88
Şekil 6.5 DQN ajanı ağ mimarisi	91
Şekil 6.6 MLP ağ mimarisi	94
Şekil 6.7 LSTM ağ mimarisi.....	97
Şekil 7.1 Örnek füze yörüngesi.....	101
Şekil 7.2 Formasyonun kuşbakışı görünümü (SET)	102
Şekil 7.3 Konfüzyon matrisi yapısı.....	104
Şekil 7.4 IF kararları için konfüzyon matrisleri.....	106
Şekil 7.5 IF için 256 koşum seyrüsefer hataları.....	107
Şekil 7.6 IF için RMS hatalar ve belirsizlik kestirimleri	108
Şekil 7.7 RL kararları için konfüzyon matrisi.....	108
Şekil 7.8 RL için 256 koşum seyrüsefer hataları	109
Şekil 7.9 RL için RMS hatalar ve belirsizlik kestirimleri.....	110
Şekil 7.10 MLP kararları için konfüzyon matrisleri	111
Şekil 7.11 MLP için 256 koşum seyrüsefer hataları	112

Şekil 7.12 MLP için RMS hatalar ve belirsizlik kestirimleri.....	113
Şekil 7.13 LSTM kararları için konfüzyon matrisleri.....	114
Şekil 7.14 LSTM için 256 koşum seyrüsefer hataları.....	115
Şekil 7.15 LSTM için RMS hatalar ve belirsizlik kestirimleri	116
Şekil 7.16 Farklı ölçüm bozulma modelleri altında Kalman performansı	118
Şekil 7.17 Algoritma performans bölgeleri.....	120
Şekil 7.18 IF algoritması için performans bölgeleri.....	121
Şekil 7.19 RL algoritması için performans bölgeleri	122
Şekil 7.20 MLP algoritması için performans bölgeleri.....	123
Şekil 7.21 Farklı dağılımlar için MLP algoritmasının performans değişimi	124
Şekil 7.22 LSTM algoritması için performans bölgeleri	125
Şekil 8.1 Farklı metotlara ait RMS hata değerlerinin karşılaştırması	131

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1 Literatür özetinin kapsam ve sınırlılıklar açısından karşılaştırılması	13
Çizelge 2.1 Kullanılan referans eksen takımları	20
Çizelge 3.1 İHA modeli referans çıktıları	49
Çizelge 3.2 Rota planlama fonksiyonunun girdileri	50
Çizelge 3.3 Hesaplanan referans füze yörünge verileri	52
Çizelge 3.4 İHA ve füze unsurlarında kullanılan AÖB hata parametreleri	56
Çizelge 4.1 Örgü ağ mesaj içeriği	63
Çizelge 4.2 Ölçüm güncelleme modları	71
Çizelge 4.3 Farklı senaryolar için RMS hata karşılaştırmaları	74
Çizelge 5.1 Hata modeli için kullanılan parametreler	81
Çizelge 6.1 Öğrenme tabanlı ağ için seçilen girdiler	87
Çizelge 6.2 DQN ajanı için hiperparametre seçimleri	91
Çizelge 6.3 MLP ağı için hiperparametre seçimleri	94
Çizelge 6.4 LSTM ağı için hiperparametre seçimleri	98
Çizelge 8.1 RMS hata değerleri çizelgesi	131

1. GİRİŞ

İnsanoğlu tarih boyunca bulunduğu konumu belirleme ve hedeflenen noktaya güvenli şekilde ulaşma ihtiyacı duymuştur. İlk dönemlerde yön bulma; yıldızlar, güneş ve doğal işaretler yardımıyla gerçekleştirilmiş, daha sonra pusula ve harita gibi araçların kullanımı ile sistematik bir yapıya kavuşmuştur. Özellikle denizcilik ve havacılığın gelişmesiyle birlikte seyrüsefer, yalnızca yön tayini değil; konum, hız ve zaman bilgisinin birlikte ve belirli bir doğrulukta elde edilmesini gerektiren teknik bir disiplin haline gelmiştir. Günümüzde seyrüsefer sistemleri; uydu tabanlı çözümler, ataletsel sistemler ve çeşitli yardımcı sensörlerin birlikte kullanıldığı karmaşık mimariler üzerinden çalışmaktadır (Bird vd. 2010, Farrell 2008).

Uydu tabanlı küresel konumlandırma sistemleri (KKS), sağladıkları yüksek doğruluk ve küresel kapsama sayesinde modern seyrüseferin temel bileşenlerinden biri haline gelmiştir. Ancak KKS sinyalleri doğası gereği zayıftır ve parazit, engelleme, karartma veya yapısal gölgelenme gibi nedenlerle kesintiye uğrayabilmektedir (Kaplan ve Hegarty 2006). Özellikle askeri uygulamalar, yüksek dinamiğe sahip uçuş senaryoları ve KKS erişiminin kısıtlı olduğu operasyonel ortamlar söz konusu olduğunda yalnızca uydu tabanlı çözümlere dayanmak yeterli olmamaktadır. Bu durum, sistemlerin KKS'ye bağımlılığını azaltacak alternatif veya destekleyici yaklaşımlara olan ihtiyacı artırmıştır (Groves 2013).

Bu noktada ataletsel navigasyon (seyrüsefer) sistemleri (ANS), dış referansa ihtiyaç duymadan konum ve hız bilgisinin hesaplanabilmesi açısından önemli bir avantaj sunmaktadır. İvmeölçer ve jiroskop ölçümlerine dayanan bu sistemler, kısa süreli uygulamalarda yüksek süreklilik sağlasa da ataletsel ölçümlerin zamana bağlı entegrasyonu sırasında sensör hatalarının birikmesi nedeniyle kaçınılmaz olarak hata birikimi problemi ile karşı karşıyadır. Özellikle uzun süreli KKS kesintilerinde veya tamamen KKS'siz senaryolarda, konum hatasının hızla büyümesi sistem performansını ciddi şekilde sınırlandırmaktadır (Titterton ve Weston 2004, Savage 2000). Bu sınırlamalar altında bazı düşük dinamikli hava platformları DME (ing. Distance

Measuring Equipment) ile performansını koruyabilmektedir (Latham ve Townes 1975, Ostroumov 2018, Boldmethod 2017).

Ataletsel seyrüsefer sistemlerinde hata birikimi problemi, yüksek dinamikli balistik uçuş senaryolarında daha belirgin hale gelmektedir. Balistik füzelerde seyrüsefer verileri yalnızca konum belirleme amacıyla değil, aynı zamanda güdüm ve kontrol fonksiyonlarının gerçekleştirilmesi için de kullanılmaktadır (Lawrence 1998, Bezick vd. 2010). Bununla birlikte balistik uçuş profilleri, klasik hava araçlarından farklı olarak uçuş süresinin önemli bir bölümünde eğik atış ve serbest düşüş karakteristiği göstermektedir. Bu tür uçuş rejimlerinde sistem dinamikleri sınırlı uyarım içermekte ve durum değişkenlerinin gözlemlenebilirliği zayıflayabilmektedir. Gözlemlenebilirliğin azalması, filtre tabanlı kestirim algoritmalarının hata durumlarını yeterli hızda ve doğrulukta tahmin etmesini güçleştirmekte; ataletsel sistemlerde biriken hataların etkin şekilde bastırılmasını zorlaştırmaktadır (Ham ve Brown, 1983, Tang vd. 2009).

Modern seyrüsefer mimarilerinde bu sınırlamaları azaltmak amacıyla çoklu sensör füzyonu yaklaşımı benimsenmektedir (Bar-Shalom 2001, Farrell 2008). Farklı ölçüm kaynaklarının birlikte değerlendirilmesi, tek bir sensörün zayıflıklarının diğerleriyle dengelenmesini mümkün kılar. Ancak ölçüm sayısının artması, beraberinde ölçüm güvenilirliği problemini de gündeme getirmektedir. Ölçüm hatalarının, model uyumsuzluklarının veya sensör arızalarının zamanında tespit edilememesi durumunda, füzyon algoritmaları hatalı bilgiyi sisteme yayarak daha büyük kestirim sapmalarına neden olabilmektedir. Dolayısıyla yalnızca doğruluk değil, ölçüm bütünlüğü ve sistem gürbüzlüğü de kritik bir tasarım kriteri haline gelmektedir (Joerger ve Pervan 2013).

Bu tez çalışmasında ele alınan temel problem, bir SİHA'dan bırakılan balistik bir füzenin KKS erişiminin olmadığı veya KKS güvenilirliğinin azaldığı uçuş koşullarında seyrüsefer doğruluğunun korunmasıdır. Balistik uçuşun belirli bölümlerinde gözlemlenebilirliğin zayıf kalması ve ataletsel sistemlerde hata birikiminin devam etmesi, alternatif referans kaynaklarının kullanımını gerekli kılmaktadır. Bu kapsamda veri bağı üzerinden elde edilen görelî ölçümlerin kullanıldığı müşterek bir seyrüsefer mimarisi ele

alınmış; ölçüm bütünlüğünü gözeten ve bozulma koşulları altında sistem performansını koruyabilen gürbüz bir seyrüsefer yaklaşımı geliştirilmesi hedeflenmiştir.

1.1 Problemin Tanımı

Yüksek dinamiğe sahip balistik füzelerde güvenilir ve sürekliliği olan bir seyrüsefer çözümü elde etmek, klasik hava araçlarına ya da seyir füzelerine kıyasla daha karmaşık bir problemdir. Seyir füzeleri veya manevra kabiliyeti yüksek hava araçlarında, uygun manevralar yardımıyla belirli hata durumlarının gözlemlenebilirliği artırılabilir (Chen vd. 2022). Ancak balistik füzelerin yörünge tasarımında enerji korunumunu eniyilemek hedeflendiğinden, bu tür aktif manevralar her zaman mümkün olmamaktadır. Dolayısıyla sistemin gözlemlenebilirliğini artırmak için klasik manevra temelli yaklaşımlar genellikle uygulanabilir değildir. Bu durum hata durumlarının gözlemlenebilirliğini sınırlandırmakta ve filtre tabanlı kestirim algoritmalarının performansını olumsuz etkileyebilmektedir. Ham ve Brown (1983), Kalman filtre performansı ile sistem gözlemlenebilirliği arasındaki ilişkiyi teorik olarak incelemiştir. Ohlmeyer vd. (1999) ise bu kavramı balistik füze önleme sistemlerine uygulayarak uçuş profili, kinematik hareketler ve manevraların hata durumlarının gözlemlenebilirliği ve uçuş içi hizalama doğruluğu üzerindeki etkilerini değerlendirmiştir.

Gözlemlenebilirlik kısıtlarının yanı sıra, balistik uçuş profilleri seyrüsefer sistemlerini zorlayan yüksek dinamik koşullar da içermektedir. Özellikle motor yanma safhasında ortaya çıkan yüksek ivmeler, uçuş fazları arasındaki geçişlerde görülen ani dinamik değişimler ve süpersonik/hipersonik hız rejimlerinde maruz kalınan yoğun titreşim ve aerodinamik/aerothermal yükler, ataletsel sensör performansını ve buna bağlı olarak seyrüsefer doğruluğunu olumsuz etkileyebilmektedir. Van Wie vd. (2004) hipersonik hız rejimlerinde maruz kalınan koşulların füze tasarımını ve seyrüsefer sistemlerinin güvenilirliğini nasıl etkilediğini incelemiş ve mühendislik probleminin zorluğunun altını çizmiştir. Ayrıca balistik ve hipersonik sistemlerin yüksek hızları ile kısa reaksiyon süreleri, seyrüsefer doğruluğuna yönelik gereksinimleri daha da sıkılaştırmakta, hata toleranslarını azaltmaktadır (Speier vd., 2017).

Allan (1966), frekans standartları ve zamanlama sistemlerinin kararlılığının istatistiksel olarak değerlendirilmesi amacıyla Allan Varyansı yöntemini geliştirmiştir. Günümüzde bu yöntem, ataletsel sensörlerin hata karakteristiklerinin ve titreşim yükleri altındaki performanslarının belirlenmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır (El-Sheimy vd., 2008). Füze sistemlerinde titreşimin seyrüsefer performansına etkileri Campbell vd. (1988) tarafından incelenmiş ve titreşim kaynaklı hataların sistem doğruluğu üzerinde önemli etkiler oluşturabileceği gösterilmiştir. Benzer şekilde Karachun vd. (2016), yüksek titreşim seviyelerinin ataletsel sensör performansı üzerindeki olumsuz etkilerini araştırmış ve balistik füzeler dâhil olmak üzere çeşitli yüksek hızlı platformlarda ortaya çıkan ek hata kaynaklarını ortaya koymuştur.

Balistik uçuşun önemli bir özelliği, belirli fazlarda sistem dinamiğinin görece deterministik ve sınırlı uyarımlı olmasıdır. Yörüngenin büyük çoğunluğunu oluşturan serbest düşüş uçuş fazında, ivme profilleri kısıtlı değişkenlik gösterdiğinden, kestirilmeye çalışılan sistem durum değişkenlerinin gözlemlenebilirliği zayıflamakta veya ancak uzun süreler sonunda oluşmaktadır. Bu durum, filtre tabanlı kestirim algoritmalarının hata kestirme kabiliyetini azaltmakta ve geciktirmektedir. Sonuç olarak KKS gibi harici referanslara duyulan ihtiyaç süresi artmakta, hatta bazı fazlarda kritik hale gelmektedir (Qian vd. 2013, Wang vd. 2017).

Diğer taraftan KKS sinyalleri doğası gereği düşük güç seviyesinde yayın yapmakta ve dış kaynaklı parazit, karıştırma veya aldatma girişimlerine karşı hassasiyet göstermektedir (Kaplan ve Hegarty 2006, Gleason ve Gebre-Egziabher 2009). Operasyonel senaryolarda KKS erişiminin kısıtlı, kesintili veya tamamen engellenmiş olması olasılığı göz ardı edilemez (Wallner 2020). Bu durum, yalnızca ANS/KKS tümleşimine dayalı çözümlerin güvenilirliğini sınırlamakta; alternatif referans kaynaklarının sistem mimarisine dahil edilmesini gerekli kılmaktadır.

Bu noktada, güç seviyesi kontrol edilebilen, kod kazancı ile sinyal takip hassasiyeti güçlendirilebilen, frekans atlama uygulanabilen ve operasyonel gereksinimlere göre zaman kontrollü olarak etkinleştirilebilen yani göreve özgü özelleştirilebilen harici sinyallerin önemli avantajlar sunacağı değerlendirilmiştir. KKS'ye kıyasla daha kontrollü

bir yayın altyapısına sahip bu tür sinyaller, yalnızca bir ölçüm kaynağı olarak değil, aynı zamanda unsurlar arası bilgi paylaşımını mümkün kılan bir veri bağı altyapısı olarak da değerlendirilebilir. Özellikle veri bağı üzerinden görelî ölçüm paylaşabilen İHA'lar gibi işbirlikçi platformların, KKS uydularına benzer şekilde harici referans kaynağı olarak kullanılabileceğı ve seyrüsefer çözümünün sürekliliğine katkı sağlayabileceğı öngörülebilir (Amosov ve Amosova 2022) .

Ancak veri bağı kullanan müşterek bir seyrüsefer çözümünde problem yalnızca ek bir sinyal üretmek değildir. Birden fazla unsurun konum, hız veya görelî ölçümlerini paylaşarak ortak bir kestirim sürecine katılması; sistemin genel doğruluğunu artırabileceğı gibi, hatalı veya gecikmeli bilgilerin tüm mimariye yayılması riskini de beraberinde getirir. Bu nedenle müşterek çözüm yaklaşımı, ölçüm bütünlüğünün ve bilgi güvenilirliğinin anlık olarak değerlendirilmesini zorunlu kılmaktadır. Özellikle yüksek dinamikli balistik senaryolarda, veri bağı üzerinden aktarılan bilginin hangi koşullarda sisteme dahil edileceğı, hangi durumlarda sınırlandırılacağı veya ağırlıklandırılacağı kritik bir tasarım problemi olarak ortaya çıkmaktadır.

Dolayısıyla bu tez kapsamında ele alınan temel problem; KKS erişiminin garanti olmadığı ve klasik manevra temelli gözlemlenebilirlik artırma yöntemlerinin sınırlı kaldığı balistik uçuş rejimine sahip füzeler için müşterek bir seyrüsefer mimarisinin tasarlanmasıdır. Bu kapsamda, SİHA'lar gibi işbirlikçi platformların desteklediğı veri bağı altyapısı üzerinden elde edilen görelî ölçümlerin seyrüsefer çözümüne hangi koşullarda ve ne ölçüde dahil edilebileceğinin belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu tez çalışmasında, ölçüm bütünlüğünün anlık olarak değerlendirilmesi yoluyla, güvenilir olmayan bilgilerin sistem üzerindeki etkisinin sınırlandırılması ve böylece seyrüsefer çözümünün gürbüzlüğünün artırılması problemi ele alınmıştır.

1.2 Motivasyon

Modern savunma ve yüksek dinamikli uçuş uygulamalarında seyrüsefer sistemlerinden beklenen performans yalnızca doğruluk ile sınırlı değildir. Gürbüzlük yani; süreklilik, müdahalelere karşı direnç ve farklı operasyonel koşullara uyum sağlayabilme yeteneğı en

az doğruluk kadar kritik hale gelmiştir (Brčić 2012). Özellikle balistik karakterli görev profillerinde, sistemin belirli fazlarda KKS gibi dış referanslara erişimi sınırlı olabilir ve mevcut ölçüm kaynaklarının güvenilirliği değişkenlik gösterebilir (Li vd. 2015). Bu durum, seyrüsefer çözümünün yalnızca nominal koşullar altında değil, belirsizlik ve bozulma içeren senaryolarda da tutarlı kalmasını gerektirmektedir.

KKS tabanlı çözümler yüksek doğruluk sağlamakla birlikte, sinyal erişiminin sürekliliği her zaman garanti edilememektedir. ANS ise süreklilik sağlamakta, ancak hata birikimi nedeniyle uzun süreli referanssız çalışmada performans kaybı yaşamaktadır (Groves 2013, Boguspayev 2023). Bu iki yapının klasik entegrasyonu belirli bir denge sunsa da operasyonel risklerin arttığı senaryolarda daha esnek ve kontrol edilebilir mimarilere ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu noktada veri bağı kullanan müşterek seyrüsefer yaklaşımı, yalnızca SİHA'ları kullanan ek bir ölçüm kaynağı değil, aynı zamanda sistemler arası bilgi paylaşımı yoluyla kolektif bir konumlama çözümü üretme potansiyeli taşımaktadır (Cover ve Thomas 2006). Unsurların kendi ölçümlerini paylaşabilmesi ve göreliliği ortak bir kestirim sürecine dahil edebilmesi, özellikle dış referansın zayıf olduğu fazlarda performansın korunmasına katkı sağlayabilir. Ancak bu yaklaşım, paylaşılan bilginin güvenilirliğinin ve bütünlüğünün sistematik biçimde değerlendirilmesini zorunlu kılmaktadır (Joerger ve Pervan 2013, Arana vd. 2020).

Dolayısıyla motivasyon yalnızca alternatif bir sinyal kaynağı üretmek değil; değişken güvenilirlikteki ölçüm kaynakları altında dahi tutarlı kalabilen, müşterek bilgi kullanımını kontrollü biçimde yöneten gürbüz bir seyrüsefer mimarisi geliştirmektir. Özellikle veri bağı üzerinden paylaşılan ölçümlerin güvenilirliğinin çevrimiçi olarak değerlendirilmesi, klasik eşik temelli veya yalnızca kovaryans tabanlı yaklaşımların ötesinde daha esnek yöntemlere ihtiyaç doğurmaktadır (Moafipoor vd. 2012, Sun 2020, Oliveira vd. 2022, Meng ve Hsu 2021).

Son yıllarda artan işlem gücü ve gömülü sistemlerde derin öğrenme tabanlı algoritmaların uygulanabilir hale gelmesi, doğrusal olmayan hata davranışlarının ve karmaşık ölçüm

örüntülerinin modellenmesine imkân tanımaktadır (Miikkulainen vd. 2024). Gürültü seviyesi değişimleri, sensör karakteristiklerindeki kaymalar veya beklenmeyen dinamik koşullar altında, öğrenme temelli yöntemler ölçüm güvenilirliğini daha sezgisel ve veri odaklı biçimde değerlendirebilme potansiyeline sahiptir. Bu nedenle, SİHA destekli müşterek bir seyrüsefer çözüm yöntemi geliştirilmesinin yanı sıra, ölçüm güvenilirliğinin adaptif olarak değerlendirilmesi ve bu bilginin filtreleme sürecine geri beslenmesi yoluyla sistem gürbüzlüğüne artırılması çalışmanın temel motivasyonunu oluşturmaktadır. Bu amaçla Kalman filtreleme yapısı, öğrenme tabanlı karar mekanizmaları ile desteklenmiştir.

1.3 Literatürdeki Boşluk ve Problemin Konumlandırılması

KKS sinyallerinin kesintiye uğradığı veya ölçüm kalitesinin düştüğü ortamlarda, seyrüsefer sistemlerinin doğruluğu büyük ölçüde dış ölçüm kaynaklarının güvenilirliğine bağlıdır (Klein vd. 2010, Kassas vd. 2022). Bu tür senaryolarda ataletsel seyrüsefer sistemleri kısa vadede çözüm üretebilse de ölçüm güncellemeleriyle desteklenmediği durumlarda hata birikimi kaçınılmazdır (Madany vd. 2014). Bu nedenle literatürde, KKS erişiminin sınırlı olduğu ortamlarda farklı ölçüm kaynaklarının entegrasyonu ve Kalman filtresi tabanlı yapıların ölçüm bozulmalarına karşı daha dayanıklı hâle getirilmesine yönelik çeşitli yaklaşımlar geliştirilmiştir. Ancak ölçüm kalitesindeki zamana bağlı bozulmaların filtre kararlılığı üzerindeki etkisi hâlen önemli bir araştırma konusu olarak varlığını sürdürmektedir.

Kalman filtresi, ilk kez Kalman (1960) tarafından doğrusal dinamik sistemlerde ölçüm ve süreç belirsizlikleri altında optimum durum kestirimi amacıyla geliştirilmiştir. Zaman içerisinde farklı alanlarda yaygın kullanım alanı bulan bu yaklaşım, özellikle seyrüsefer ve çoklu sensör füzyonu uygulamalarında temel kestirim yöntemlerinden biri haline gelmiştir. Günümüzde Kalman filtresi ve türevleri (EKF, UKF vb.), ANS/KKS tümleşik seyrüsefer sistemlerinde temel kestirim aracı olarak yaygın şekilde kullanılmaktadır (Angrisano 2010, Ailneni vd. 2014, Ibrahim vd. 2023).

Bununla birlikte, klasik Kalman filtreleme yaklaşımı ölçüm gürültüsünün doğru modellenmiş olduğu ve ölçümlerin istatistiksel olarak tutarlı olduğu varsayımına dayanır. Oysa gerçek uygulamalarda ölçümler geçici veya sistematik bozulmalara maruz kalabilmekte, bu durum filtre inovasyonlarının büyümesine ve kestirim doğruluğunun hızla düşmesine neden olabilmektedir. Dong vd. (2021), ölçüm bozulmalarının filtre performansını olumsuz etkileyerek seyrüsefer doğruluğunda belirgin kayıplara neden olabileceği göstermişlerdir.

Son yıllarda, Kalman filtresinin gürbüzlüğü artırarak yapay zekâ ve derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar önerilmiştir. Shlezinger vd. (2025), yapay zekâ destekli Kalman filtreleme yöntemlerini derleyerek öğrenme tabanlı yapıların filtreleme sürecinin farklı aşamalarına entegre edilebileceğini göstermiştir. Çalışmada, model tabanlı ve veri odaklı yaklaşımların birleştirilmesiyle kısmen bilinen dinamiklere sahip sistemlerde daha başarılı kestirim performansı elde edilebileceği belirtilmiştir.

Literatürdeki bu çalışmaların önemli bir bölümü, yapay sinir ağlarını doğrudan filtreleme algoritmasının içerisine entegre ederek Kalman filtresinin çeşitli bileşenlerinin öğrenilmesini hedeflemiştir. Bu kapsamda Kalman kazancının, gürültü kovaryanslarının veya filtreleme sürecinde kullanılan diğer ara değişkenlerin veri odaklı olarak kestirilmesine yönelik yaklaşımlar geliştirilmiş; böylece model belirsizliklerinin ve doğrusal olmayan etkilerin filtre performansı üzerindeki olumsuz etkilerinin azaltılması amaçlanmıştır. Örneğin;

Jwo ve Huang (2004), DGPS konumlama uygulamaları için yapay sinir ağı destekli adaptif bir genişletilmiş Kalman filtre yaklaşımı önermiştir. Önerilen yöntemde MLP ağı kullanılarak ölçüm gürültüsü kovaryansı çevrimiçi olarak kestirilmekte ve böylece değişken gürültü koşullarında filtre performansının iyileştirilmesi amaçlanmaktadır. Sonuçlar, önerilen yöntemin konumlama doğruluğunu ve filtre kararlılığını artırabildiğini göstermiştir.

Wang vd. (2014), KKS tabanlı RAIM uygulamaları için yapay sinir ağı destekli bir parçacık filtresi yaklaşımı önermiştir. Çalışmada, parçacık filtrelerinde görülen örnek

çeşitliliği kaybı problemini azaltmak amacıyla yeniden örnekleme (ing. resampling) aşaması yapay sinir ağı ile desteklenmiş ve böylece filtre performansının artırılması hedeflenmiştir. Sonuçlar, önerilen yöntemin ölçüm bozulmaları karşısında daha kararlı bütünlük izleme performansı sağlayabildiğini göstermiştir.

Revach vd. (2022), Kalman kazancının klasik filtreleme yaklaşımında olduğu gibi analitik olarak hesaplanması yerine, yinelemeli sinir ağları tabanlı bir yapı ile öğrenilmesini öneren KalmanNet mimarisini geliştirmiştir. Önerilen yöntem, durum kestiriminin öngörü aşamasında Kalman filtresinin model tabanlı yapısını korurken, güncelleme aşamasında doğrusal olmayan ve tam olarak modellenemeyen dinamikleri öğrenebilmektedir. Yapılan deneylerde doğrusal sistemlerde klasik Kalman filtresine yakın performans sergilediği, doğrusal olmayan sistemlerde ise EKF, UKF ve parçacık filtresi gibi yöntemlere göre daha başarılı sonuçlar elde ettiği gösterilmiştir.

Li vd. (2024), ANS/KKS entegrasyonu için derin öğrenme destekli bir ES-EKF yaklaşımı önermiştir. Çalışmada Kalman kazancı, yüksek frekanslı AÖB verilerindeki yerel örüntüleri çıkaran CNN katmanları ile zamansal bağımlılıkları modelleyen LSTM katmanlarının birlikte kullanıldığı bir yapı aracılığıyla kestirilmektedir. Sonuçlar, özellikle sensör yanlışlıkları, gürültü etkileri ve kalibrasyon hatalarının bulunduğu durumlarda önerilen yöntemin klasik ES-EKF yaklaşımına göre daha başarılı performans sergilediğini göstermiştir.

Hao vd. (2025), klasik Kalman filtresinin temel varsayımlarından biri olan normal dağılımlı ölçüm gürültüsü kabulünün geçerli olmadığı durumlar için RKFNet adlı sinir ağı destekli bir gürbüz Kalman filtre yaklaşımı önermiştir. Önerilen yöntemde ölçüm gürültüsü karakteristikleri yinelemeli sinir ağları kullanılarak çevrimiçi biçimde kestirilmekte ve böylece doğru gürültü modelinin önceden bilinmesine olan ihtiyaç azaltılmaktadır. Yapılan deneylerde, özellikle normal (Gaussian) olmayan gürültü koşullarında klasik Kalman filtresi ve diğer RNN tabanlı yöntemlere göre daha başarılı sonuçlar elde edildiği gösterilmiştir.

Chen vd. (2025), deęişken veya kısmen bilinen durum uzay modellerine sahip sistemlerde Kalman filtre performansını artırmak amacıyla meta-öęrenme tabanlı MAML-KalmanNet yaklaşımını önermiştir. Çalışmada, KalmanNet mimarisi Model-Agnostic Meta-Learning (MAML) yöntemi ile desteklenerek farklı görevlerden edinilen bilginin yeni senaryolara hızlı şekilde aktarılması amaçlanmıştır. Sonuçlar, önerilen yöntemin özellikle sınırlı eğitim verisinin bulunduğu durumlarda geleneksel sinir ağı destekli Kalman filtrelerine kıyasla daha hızlı uyum sağlayabildiğini göstermiştir.

Literatürde geniş bir yer kaplayan bir dięer yaklaşımda ise, öęrenme tabanlı yöntemler filtreleme sürecinden önce konumlandırılarak ölçümlerin iyileştirilmesi, eksik ölçümlerin telafi edilmesi veya güvenilirliklerinin deęerlendirilmesi amacıyla kullanılmıştır. Böylece filtreleme algoritmasına daha tutarlı ve güvenilir bilgi sağlanması hedeflenmiştir. Öncül yapılara örnek oluşturan çalışmalar;

Wang vd. (2007), gevşek baęlı bir KKS/ANS entegrasyon mimarisinde, KKS sinyalinin mevcut olduęu dönemlerde EKF hata kestirimlerini kullanarak RBF tabanlı yapay sinir aęlarını eğitmiştir. KKS kesintileri sırasında ise eğitilmiş aę tarafından üretilen sözde ölçümler EKF'ye sağlanarak seyrüsefer çözümünün süreklilięi korunmuştur. Sonuçlar, önerilen yöntemin uzun süreli KKS kesintilerinde klasik EKF yaklaşımına kıyasla konum, hız ve tutum kestirimlerinde önemli iyileşmeler sağlayabildiğini göstermiştir.

Moafipoor vd. (2012), gerçek zamanlı bütünlük izleme amacıyla iki aşamalı bir sinir ağı destekli Kalman filtre mimarisi önermiştir. Çalışmada ilk aşamada Kalman filtresi ile seyrüsefer çözümü üretilirken, ikinci aşamada yapay sinir ağı Kalman filtresi artıklarını analiz ederek çözümün güvenilirliğini deęerlendirmektedir. Sonuçlar, önerilen yapının hatalı ölçümlerin neden olduęu performans kayıplarını tespit edebildiğini ve seyrüsefer çözümünün güvenilirliğinin izlenmesine katkı sağladığını göstermiştir.

Guo (2013), ANS/KKS entegrasyonunda KKS sinyalinin mevcut olduęu dönemlerde EKF tarafından kestirilen ANS hata parametrelerini kullanarak bir yapay sinir ağı eğitmiştir. Eğitilen aę, KKS kesintileri sırasında ölçüm güncelleme aşamasında kullanılarak seyrüsefer çözümünün süreklilięini sağlamaktadır. Araç test verileri üzerinde

gerçekleştirilen deneylerde, önerilen yaklaşımın uzun süreli KKS kesintilerinde konum ve hız kestirim hatalarını belirgin ölçüde azalttığı gösterilmiştir.

Joerger ve Pervan (2013), sensör hatalarının tespit edilmesi amacıyla Kalman filtre tabanlı bir bütünlük izleme yaklaşımı önermiştir. Çalışmada, filtre artıklarının ve hata istatistiklerinin analiz edilmesiyle hatalı ölçümlerin belirlenmesi ve seyrüsefer çözümünün güvenilirliğinin korunması amaçlanmıştır. Sonuçlar, önerilen yöntemin sensör arızaları ve bozulmuş ölçümler karşısında güvenilir hata tespit kabiliyeti sağlayabildiğini göstermiştir.

Wu vd. (2018), ANS/KKS tümleşik seyrüsefer sistemlerinde KKS sinyal kalitesindeki bozulmaların etkisini azaltmak amacıyla hibrit bir öncül filtreleme yaklaşımı önermiştir. Önerilen yapıda, Kalman filtresine giren ölçümler ön işlemde geçirilerek gürültü ve bozulma etkilerinin azaltılması hedeflenmiştir. Gerçek veri setleri ile gerçekleştirilen deneylerde, özellikle KKS sinyalinin zayıf veya kesintili olduğu durumlarda klasik ANS/KKS entegrasyonuna kıyasla daha kararlı ve doğru sonuçlar elde edildiği gösterilmiştir.

Al Bitar ve Gavrilov (2020), KKS kesintileri sırasında ölçüm güncellemelerini tahmin etmek amacıyla NARX tabanlı yapay sinir ağlarını UKF ile bütünleştirmiştir. Önerilen yöntemde NARX ağı tarafından üretilen tahminler filtre güncelleme aşamasında kullanılarak KKS erişiminin olmadığı durumlarda seyrüsefer performansının korunması amaçlanmıştır. Sonuçlar, önerilen yaklaşımın klasik UKF'ye kıyasla konum, hız ve tutum kestirimlerinde belirgin iyileşmeler sağlayabildiğini göstermiştir.

Arana vd. (2020), Kalman filtre tabanlı lokalizasyon sistemleri için bütünlük izleme yöntemleri geliştirerek hatalı ölçümlerin tespiti ve güvenli seyrüsefer çözümünün sürdürülmesini amaçlamıştır. Çalışmada, filtre çıktılarının tutarlılığı çeşitli bütünlük metrikleri kullanılarak değerlendirilmiş ve bozulmuş ölçümlerin neden olabileceği riskler izlenmiştir. Gerçek veri setleri üzerinde gerçekleştirilen deneylerde, önerilen yaklaşımın hataları zamanında tespit edebildiği ve gereksiz alarmları sınırlayabildiği gösterilmiştir.

Meng ve Hsu (2021), çoklu sensörlerden elde edilen bilgilerin bütünlük değerlendirmesini gerçekleştirmek amacıyla Kalman filtre tabanlı çözüm ayrıştırma yaklaşımını kullanmıştır. Önerilen yöntem, farklı sensör kaynaklarından elde edilen seyrüsefer çözümlerini karşılaştırarak hatalı ölçümlerin tespit edilmesini ve güvenilir sensör bilgilerinin seyrüsefer çözümünde kullanılmasını amaçlamaktadır. Sonuçlar, çoklu sensörlü seyrüsefer sistemlerinde hata tespit kabiliyetinin artırılabilirdiğini göstermiştir.

Sun (2020), geleneksel RAIM yöntemlerine alternatif olarak derin öğrenme tabanlı RAIM-NET yapısını önermiştir. Önerilen yöntemde KKS ölçümleri doğrudan işlenerek ölçümlerin güvenilirliği sınıflandırılmakta ve hata içeren ölçümlerin tespit edilmesi amaçlanmaktadır. Gerçek veri ve benzetim sonuçları, RAIM-NET'in klasik RAIM yöntemlerine kıyasla daha düşük yanlış alarm oranları ile çalışabildiğini göstermiştir.

Literatürde yer alan bir diğer yaklaşım ise öğrenme tabanlı yöntemlerin filtreleme sürecinin ardından kullanılmasıdır. Bu çalışmalarda yapay sinir ağları, filtre çıktılarındaki sistematik hataları azaltmak, modelleme eksikliklerini telafi etmek veya kestirim doğruluğunu artırmak amacıyla ek bir işleme katmanı olarak kullanılmaktadır. Ardıl yapılar için örnek teşkil eden çalışmalar;

Chai vd. (2004), ANS/KKS/YDS/SAR entegrasyonu amacıyla çok sensörlü bir federatif seyrüsefer mimarisi içerisinde yapay sinir ağı destekli adaptif bir Kalman filtre yaklaşımı önermiştir. Çalışmada, yerel filtrelerden elde edilen bilgilerin birleştirildiği ana Kalman filtresinin çıktılarına yapay sinir ağı uygulanarak modelleme kaynaklı kestirim hatalarının azaltılması amaçlanmıştır. Sonuçlar, önerilen yapının sistematik modelleme hatalarının etkisini azaltarak seyrüsefer performansını iyileştirebildiğini göstermiştir.

Jwo vd. (2004), KKS uygulamalarında sinyal kalitesindeki değişimlerin etkisini azaltmak amacıyla yapay zekâ destekli adaptif Kalman filtre yaklaşımları önermiştir. Çalışmada, Kalman filtresi çıktıları yapay sinir ağı ve bulanık mantık tabanlı yöntemler ile yeniden işlenerek kestirim doğruluğunun artırılması hedeflenmiştir. Sonuçlar, önerilen yapıların özellikle düşük sinyal kalitesi ve geçici sinyal kayıpları durumlarında klasik Kalman filtresine kıyasla daha kararlı ve doğru sonuçlar sağlayabildiğini göstermiştir.

Lee ve Jekeli (2010), ANS/KKS tabanlı bir mühimmat konumlama sisteminde ölçüm hatalarının etkisini azaltmak amacıyla yapay sinir ağı destekli adaptif filtreleme ve yumuşatma yaklaşımları önermiştir. Çalışmada yapay sinir ağı, sensör verilerinin güvenilirliğini artırmak ve filtreleme sonrasında gerçekleştirilen yumuşatma işlemini desteklemek amacıyla kullanılmıştır. Sonuçlar, önerilen yaklaşımın düşük kaliteli ölçümlerin bulunduğu durumlarda konumlama doğruluğunu iyileştirebildiğini göstermiştir.

Literatürde yer alan çalışmaların temel yaklaşımları ve sınırlılıkları Çizelge 1.1’de özetlenmiştir. Çalışmalar için grup açıklamaları şu şekildedir:

- Grup-1: Filtreleme algoritmasının içerisine entegre edilen yaklaşımlar,
- Grup-2: Öncül şekilde ölçüm katmanına entegre edilen yaklaşımlar,
- Grup-3: Ardıl şekilde filtreleme sonrasına entegre edilen yaklaşımlar.

Çizelge 1.1 Literatür özetinin kapsam ve sınırlılıklar açısından karşılaştırılması

İlgili Çalışma	Grup	Temel Yaklaşım	Sınırlılıklar
Jwo ve Huang (2004)	1	MLP ile EKF kovaryans uyarlama	Ölçüm bütünlüğü değerlendirmesi yapılmamaktadır
Wang vd. (2014)	1	PF yeniden örnekleme adımının NN ile iyileştirilmesi	Güvenilirlik bilgisinin ölçüm kullanımına etkisi bulunmamaktadır
Revach vd. (2022)	1	KalmanNet ile Kalman kazancının öğrenilmesi	Hatalı ölçümlerin tespiti ve yönetimi ele alınmamaktadır
Li vd. (2024)	1	CNN-LSTM tabanlı ES-EKF	Ölçüm bütünlüğü incelemesi yoktur
Hao vd. (2025)	1	Gürültü modelinin öğrenilmesi	Ölçümlerin kabul/red kararına yönelik bir mekanizma bulunmamaktadır
Chen vd. (2025)	1	Meta-öğrenme tabanlı KalmanNet	Ölçüm güvenilirliği değerlendirmesine odaklanmamaktadır
Wang vd. (2007)	2	RBF ile sanal ölçüm üretimi	Ölçüm güvenilirliğinin değerlendirilmesi yerine eksik ölçümlerin telafisine odaklanmaktadır
Moafipoor vd. (2012)	2	Neural Kalman Filtresi ile RAIM	Güvenilirlik bilgisi ölçüm güncellemesine doğrudan geri beslenmemektedir
Guo (2013)	2	NN ile sanal ölçüm üretimi	Hatalı ölçümlerin belirlenmesine yönelik bir yapı içermemektedir

Çizelge 1.1 Literatür özetinin kapsam ve sınırlılıklar açısından karşılaştırılması (devamı)

İlgili Çalışma	Grup	Temel Yaklaşım	Sınırlılıklar
Wu vd. (2018)	2	Hibrit ön filtreleme	Ölçüm kullanımına yönelik adaptif karar mekanizması bulunmamaktadır
Arana vd. (2020)	2	Kalman filtre tabanlı RAIM	Öğrenme tabanlı karar mekanizması bulunmamaktadır
Sun (2020)	2	RAIM-NET ile ölçüm sınıflandırması	Yalnızca KKS ölçümlerine odaklanmaktadır
Meng ve Hsu (2021)	2	Çözüm ayrıştırma tabanlı RAIM	Öğrenme tabanlı yöntem içermemektedir
Al Bitar ve Gavrilov (2020)	2	NARX ile ölçüm güncellemesi tahmini	Ölçüm bütünlüğü değerlendirmesi yerine ölçüm telafisine odaklanmaktadır
Chai vd. (2004)	3	Federatif filtre çıktılarının NN ile düzeltilmesi	Ölçüm seviyesinde karar mekanizması bulunmamaktadır
Jwo vd. (2004)	3	NN ve bulanık mantıkla filtre çıktılarının iyileştirilmesi	Hatalı ölçümlerin filtreye girişini engellememektedir
Lee ve Jekeli (2010)	3	NN destekli çıktı yumuşatma	Güvenilirlik değerlendirmesi ölçüm kullanımına etki etmemektedir

Mevcut çalışmalar incelendiğinde, seyrüsefer sistemlerinde yapay zekâ ve öğrenme tabanlı yöntemlerin kullanımının giderek yaygınlaştığı görülmektedir. Bununla birlikte, bu çalışmaların önemli bir bölümü filtre parametrelerinin kestirilmesi, sanal ölçüm üretilmesi veya filtre çıktılarının iyileştirilmesi gibi belirli alt problemlere odaklanmaktadır. Ölçüm bütünlüğü alanındaki çalışmalar ise çoğunlukla klasik istatistiksel testlere ve önceden tanımlanmış eşiklere dayalı yöntemler kullanmakta, öğrenme tabanlı yaklaşımlar ise daha sınırlı düzeyde ele alınmaktadır. Oliveira vd. (2022) tarafından da belirtildiği üzere, model tabanlı ve veri tabanlı yöntemlerin birlikte kullanıldığı hibrit bütünlük izleme yaklaşımları önemli araştırma alanlarından biri olarak öne çıkmaktadır.

Literatürde yer alan çalışmaların önemli bir kısmı, ölçüm tamamen kaybolduktan sonra devreye giren telafi edici yapılar önermekte; ölçüm kalitesinin bozulma eğilimini erken aşamada analiz ederek filtreye girmesini engelleyen bir ön filtreleme mekanizması sunmamaktadır. Benzer şekilde, yapay zekâ destekli çalışmaların büyük bölümü ANS/KKS entegrasyonuna odaklanmakta olup, çok unsurlu ve örgü ağ tabanlı bir yapıda

ölçümlerin güvenilirliğini değerlendiren bütünleşik çözümler yaygın olarak ele alınmamaktadır. Ayrıca, ölçüm güvenilirliğinin değerlendirilmesi ile filtreleme süreci arasındaki etkileşim çoğu zaman zayıf kalmakta; güvenilirlik bilgisinin ölçüm güncelleme adımına adaptif biçimde geri beslendiği yaklaşımlar sınırlı sayıda bulunmaktadır. Özellikle ölçümlerin tamamen kabul edilmesi veya tamamen dışlanması yerine, güvenilirlik seviyesine bağlı olarak kısmi kullanılması ya da ağırlıklandırılması şeklindeki ara karar mekanizmaları literatürde yeterince incelenmemiştir.

Bu kapsamda literatürde gözlemlenen temel eksiklikler aşağıda özetlenmiştir:

- Mevcut çalışmaların büyük bölümü ANS/KKS entegrasyonu gibi tek platformlu seyrüsefer problemlerine odaklanmış olup, veri bağı kullanan çok unsurlu müşterek seyrüsefer mimarilerinde ölçüm güvenilirliği ve bütünlüğü problemlerini ele alan çalışmalar literatürde yaygın olarak yer almamaktadır.
- Öğrenme tabanlı yöntemler çoğunlukla filtre parametrelerinin kestirilmesi, sanal ölçüm üretilmesi veya filtre çıktılarının iyileştirilmesi amacıyla kullanılmış; ölçüm güvenilirliğinin değerlendirilmesi ikincil planda kalmıştır.
- Ölçüm bütünlüğü alanındaki çalışmaların önemli bir kısmı klasik istatistiksel testlere ve önceden tanımlanmış eşiklere dayanmaktadır. Öğrenme tabanlı bütünlük değerlendirme yaklaşımlarının sayısı sınırlı olup, mevcut çalışmalar genellikle yalnızca KKS ölçümleri üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Literatürde güvenilirlik değerlendirmesinin filtreleme sürecine adaptif olarak geri beslendiği çalışmalar oldukça sınırlıdır. Özellikle ölçüm güncellemesi sonrasında elde edilen güvenilirlik bilgisinin yeniden ölçüm seviyesine taşınarak ölçümlerin tamamen reddedilmesi, kısmi kullanılması veya ağırlıklandırılması şeklinde karar mekanizmasına dönüştürüldüğü hibrit yapılar yaygın olarak ele alınmamıştır.

1.4 Tezin Amacı ve Özgün Katkıları

Tanımlanan problem çerçevesinde literatürde gözlemlenen boşluk doğrultusunda, bu tez çalışmasının temel amacı; KKS erişiminin olmadığı veya ölçüm kalitesinin düştüğü ortamlarda SİHA'lar ile füzelerin koordineli görev yaptığı çok unsurlu örgü ağ mimarisi içerisinde çalışan bütüncül bir seyrüsefer çözümü geliştirmektir.

Bu kapsamda, unsurlar arası iletişim yoluyla elde edilen ölçümlerin güvenilirliğini değerlendirebilen bir yapı tasarlanmıştır. Önerilen yaklaşımda, Kalman filtresinin ürettiği inovasyon ve durum bilgileri öğrenme destekli bir modül tarafından analiz edilmekte, elde edilen güvenilirlik değerlendirmesi ölçüm güncelleme aşamasına geri beslenerek filtrenin davranışı dinamik biçimde yeniden yapılandırılmaktadır. Bu sayede ölçümlerin yalnızca kullanılması veya dışlanması yerine, güvenilirlik seviyelerine bağlı olarak farklı güncelleme stratejilerinin uygulanabilmesi hedeflenmektedir. Böylece ölçüm bozulmalarının kestirim performansı üzerindeki olumsuz etkisinin azaltılması ve sistemin genel gürbüzlüğünün artırılması amaçlanmaktadır.

Önerilen mimaride, ölçüm güvenilirliği yalnızca ölçümün sayısal değeri üzerinden değil; inovasyon büyüklüğü, kovaryans bilgisi ve geometriye bağlı parametreler gibi ölçüme ilişkin yan metrikler birlikte değerlendirilerek analiz edilmektedir. Bu çok boyutlu özellik uzayı, öğrenme tabanlı bir karar modeli aracılığıyla işlenmekte ve ölçümlerin güvenilirlik durumu ölçüm güncelleme aşamasından önce belirlenmektedir.

Gerçekleştirilen bu ön analiz sonucunda ölçümler sınıflandırılmakta ve Kalman filtresinin ölçüm güncelleme modu dinamik olarak seçilmektedir. Böylece klasik yaklaşımlarda görülen, hatalı ölçümlerin filtre performansını ani ve kontrolsüz biçimde bozması problemi azaltılmakta; ölçüm kaynaklı belirsizlikler daha kontrollü bir şekilde yönetilerek sistemin genel gürbüzlüğü artırılmaktadır.

Tanımlanan problem çerçevesinde geliştirilen yaklaşımın özgün katkıları aşağıda özetlenmiştir:

- KKS erişiminin olmadığı senaryolarda, seyrüsefer çözümünün gürbüzlüğünü artırmaya yönelik örgü ağ tabanlı müşterek bir seyir çözümü geliştirilmiş ve bu yapıya ilişkin sistematik bir çerçeve tanımlanmıştır.
- Çok unsurlu örgü ağ yapısında, iletişim temelli uzaklık ve uzaklık değişimi ölçümleri için öğrenme destekli ön filtreleme mimarisi geliştirilmiştir.
- Ölçüm güvenilirliği, yalnızca inovasyon eşik testlerine dayalı olarak değil, çok boyutlu bir özellik uzayı üzerinden değerlendirilmiş ve elde edilen karar doğrudan ölçüm güncelleme stratejisine entegre edilmiştir.
- Kalman filtresi ile bütünleşik çalışan ve ölçüm modu seçimini dinamik olarak gerçekleştiren bir karar mekanizması tasarlanmıştır.

1.5 Tezin İçeriği

Bu tez çalışması sekiz ana bölümden oluşmaktadır ve SİHA'dan bırakılan balistik bir mühimmatın yüksek dinamikli uçuş koşulları altında, KKS erişiminin kısıtlı veya güvenilirliğinin azaldığı senaryolarda gürbüz bir müşterek seyrüsefer çözümünün geliştirilmesini hedefleyen sistematik bir çerçeve sunmaktadır.

Birinci bölümde problem tanımı, motivasyon ve literatürdeki boşluk ayrıntılı biçimde ele alınmış; özellikle balistik uçuşun kısa süreli fakat yüksek ivmeli ve gözlemlenebilirliğin sınırlı olduğu doğası vurgulanarak ölçüm güvenilirliği probleminin önemi ortaya konmuştur. Bu bölümde ayrıca çalışmanın amacı ve literatüre sağladığı özgün katkılar tanımlanmıştır.

İkinci bölümde çalışmanın kuramsal altyapısı oluşturulmuştur. Ataletsel seyrüsefer sistemlerinin hata yayılım karakteristikleri, çoklu unsur görelî seyrüsefer kuramı ve durum uzay temelli Kalman filtresi yapısı matematiksel olarak sunulmuştur. Bu bölüm, sonraki bölümlerde geliştirilecek müşterek mimarinin teorik temelini oluşturmaktadır.

Üçüncü bölümde, balistik uçuş senaryosuna uygun benzetim ortamı tasarlanmıştır. SİHA'dan bırakılan mühimmatın kinematik modeli, referans eksen takımları, sensör ve ölçüm modelleri ile çok unsurlu senaryo altyapısı tanımlanmıştır. Ayrıca yüksek dinamikli koşullarda performansın istatistiksel olarak değerlendirilebilmesi amacıyla Monte Carlo (MC) benzetim yapısı ve veri kayıt mekanizması detaylandırılmıştır.

Dördüncü bölümde örgü ağ tabanlı çok unsurlu müşterek seyrüsefer mimarisi geliştirilmiştir. Unsurlar arası uzaklık ile uzaklık değişimi ölçüm modelleri türetilmiş ve ölçüm kovaryansının genişletilmiş formu sunulmuştur. ECEF tabanlı hata durumlu EKF gerçekleştirilmesi ve çoklu unsur entegrasyon yapısı bu bölümde sistematik biçimde ele alınmıştır.

Beşinci bölümde ölçüm bozulma modeli tanımlanmış ve bu bozulmaların filtre kararlılığı üzerindeki etkileri analiz edilmiştir. Ölçüm kalitesindeki zamana bağlı değişimlerin inovasyon büyüklüğü ve kovaryans davranışı üzerindeki yansımaları incelenerek klasik filtre yapılarının sınırlılıkları ortaya konmuştur.

Altıncı bölümde öğrenme destekli ölçüm bütünlüğü izleme mimarisi sunulmuştur. Ölçüme ilişkin çok boyutlu özellikler üzerinden güvenilirlik analizi gerçekleştiren ön filtreleme yapısı tanımlanmış; bu yapının Kalman filtresinin ölçüm güncelleme stratejisini dinamik olarak yeniden yapılandırma mekanizması açıklanmıştır. Böylece balistik uçuş koşullarında ölçüm bozulmalarından en az etkilenen müşterek bir çözüm elde edilmesi hedeflenmiştir.

Yedinci bölümde önerilen mimarinin performansı farklı operasyonel senaryolar altında değerlendirilmiştir. Nominal durum, KKS kesintisi ve sensör arızası koşullarında elde edilen seyrüsefer hata sonuçları karşılaştırmalı olarak analiz edilmiş, farklı hata modelleri altında genelleme yetenekleri sınanmış ve yöntemlerin gürbüzlük performansı ortaya konmuştur.

Son bölümde ise tez kapsamında ulaşılan bulgular bütüncül biçimde özetlenmiş, çalışmanın özgün katkıları ve gelecek çalışmalar sunulmuştur. Ayrıca SİHA'dan

bırakılan balistik mühimmat için geliştirilen müşterek ve öğrenme destekli seyrüsefer mimarisinin gürbüz seyrüsefer bağlamındaki önemi vurgulanmıştır.

Bu tez kapsamında ele alınan müşterek seyrüsefer mimarisi, örnek operasyonel senaryo olarak SİHA destekli füze görevleri üzerinden değerlendirilmiştir. Bununla birlikte önerilen yöntem, haberleşme kabiliyetine sahip farklı İHA platformlarına da uygulanabilecek genel bir mimari sunmaktadır. Bu nedenle tez genelinde "İHA" ifadesi platformun genel tanımı olarak kullanılmıştır.

2. KURAMSAL TEMELLER ve YÖNTEMLER

Bu bölümde, tez kapsamında geliştirilen müşterek seyrüsefer mimarisinin kuramsal altyapısı sunulmaktadır. Öncelikle referans eksen takımları, ataletsel seyrüsefer sistemlerinin temel hata yayılım mekanizmaları ele alınmakta, ardından çoklu unsur görelî seyrüsefer yaklaşımı teorik çerçevede tanımlanmaktadır. Devamında durum uzay modeli ve Kalman filtresi temelli kestirim yapısı matematiksel olarak ifade edilmektedir.

Bu bölümde verilen kuramsal çerçeve, ilerleyen bölümlerde geliştirilecek örgü ağ tabanlı müşterek seyrüsefer mimarisinin ve ölçüm bütünlüğü analizinin temelini oluşturmaktadır.

2.1 Referans Eksen Takımları

Bu tez kapsamında kullanılan referans çerçeveleri ve notasyonları Çizelge 2.1’de verilmiştir.

Çizelge 2.1 Kullanılan referans eksen takımları (Tasan 2019)

Çerçeve	Kısaltma	İndis	Kısa Tanım
Yer Merkezli Ataletsel Eksen Takımı	ECI	i	Dünya merkezli, uzak yıldızlara göre sabit Dünya ile dönmeyen ataletsel eksen takımı.
Yer Merkezli Dünya Sabit Eksen Takımı	ECEF	e	Dünya merkezli, dünyaya göre sabit ve Dünya ile dönen eksen takımı.
Yerel Navigasyon Eksen Takımı	NED	n	Yerel teğet düzlem ile belirtilen, merkezi platform ile hareket eden eksen takımı.
Gövde Eksen Takımı	-	b	Platforma çakışık şekilde belirtilen, merkezi platform ile hareket eden ve dönen eksen takımı.
Senaryo Eksen Takımı	SET	s	Bu tez kapsamında tanımlanan göreve ve senaryoya özel referans sistemi (ayrıntılar Bölüm 3.1.1’de verilmiştir)
Ateşleme Eksen Takımı	F	f	Bu tez kapsamında tanımlanan, füze görev fazına özgü referans sistemi olup detayları Bölüm 3.1.2’de sunulmuştur.

SET referans çerçevesi, bu tez kapsamında benzetim ortamının geometrik kurgusunu sadeleştirmek amacıyla tanımlanmış olup literatürde yer alan standart referans

sistemlerinden türetilmiş görev-özel bir yapıdır. Ayrıntılı tanımı ve matematiksel ilişkileri Bölüm 3.1.1’de sunulmaktadır.

2.2 Temel Vektör ve Matris Notasyonu

Bu çalışmada kullanılan vektör ve matris notasyonu, eksen takımı temelli gösterim esasına dayanmaktadır ve aşağıdaki kurallara göre tanımlanmıştır. Vektörler kalın küçük harf ile, matrisler kalın büyük harf ile gösterilmektedir. Alt indisler fiziksel referans çerçevesini veya unsuru, üst indisler ise büyüklüğün ifade edildiği eksen takımını belirtmektedir. Kullanılan indisler aşağıdaki anlamları taşımaktadır:

- e : ECEF eksen takımı ve bu eksenin orijini olan dünya merkezini,
- b : Gövde eksen takımı, yani ilgili anda hesaplama yapılan İHA unsurunu,
- p : İlgili unsurun haberleştiği eş unsuru (ing. peer),
- i : Ataletsel referans eksen takımını temsil etmektedir.

Bu çalışmada kullanılan temel vektör notasyonu ve eksen takımına dayalı gösterim biçimleri örnek olarak aşağıda özetlenmiştir:

$$\mathbf{X}_{\beta\alpha}^{\gamma} \quad \mathbf{X} \in \{\mathbf{r}, \mathbf{v}, \boldsymbol{\psi}, \mathbf{f}\} \quad \text{ve} \quad \alpha, \beta \in \{i, e, b, p\} \quad \text{ve} \quad \gamma \in \{b, e\}. \quad (2.1)$$

Buradaki $\mathbf{X}_{\beta\alpha}^{\gamma}$ ifadesi; α eksen takımının β eksen takımına göre olan $\mathbf{X}$ büyüklüğünün γ eksen takımında ifade edilmiş halidir. Burada $\mathbf{r}$ konum, $\mathbf{v}$ hız, $\boldsymbol{\psi}$ yönelim açıları ve $\mathbf{f}$ ivme vektörünü temsil etmektedir.

2.3 Ataletsel Seyrüsefer Kuramı

Ataletsel seyrüsefer sistemlerinde mekanizasyon denklemleri, çözümün gerçekleştirildiği referans eksen takımına ve sonuçların ifade edilmek istendiği koordinat sistemine bağlı olarak farklı biçimlerde yazılabilmektedir. Dünya yüzeyine yönelik seyrüsefer uygulamalarında yaygın olarak yer merkezli yere sabit (ECEF) referans çerçevesi tercih

edilirken, derin uzay görevleri gibi ataletsel ortam varsayımının daha uygun olduğu durumlarda yer merkezli ataletsel (ECI) çerçeve kullanılabilir.

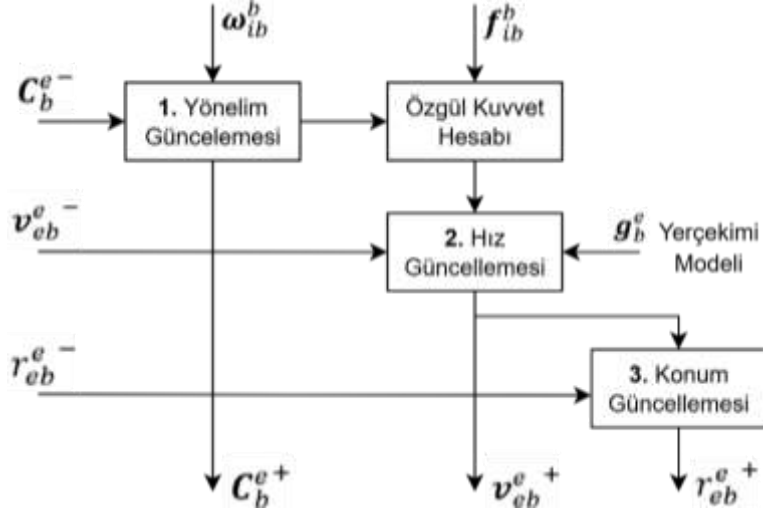
Referans sisteminin seçimi; sayısal kararlılık, tekillik problemleri ve görev geometrisi gibi kriterlere bağlıdır. Bu tez kapsamında, balistik uçuş karakteristiği ve geniş menzil dinamiği dikkate alınarak seyrüsefer denklemleri ECEF referans çerçevesinde çözülmüştür. Elde edilen hız ve konum çözümleri de aynı referansta ifade edilmektedir.

Platformun yönelimi, gövde referansından ECEF referansına dönüşümü temsil eden $\mathbf{C}_b^e$ dönüşüm matrisi ile ifade edilmektedir. Bu matris gerekli durumlarda yuvarlanma (ϕ), yunuslama (θ) ve kuzey yönelimi (ψ) açılarına dönüştürülebilmektedir.

Hız çözümü $\mathbf{v}_{eb}^e$ ve konum çözümü $\mathbf{r}_{eb}^e$ doğrudan ECEF referans çerçevesinde elde edilmekte olup gerektiği durumlarda farklı eksen takımlarına dönüştürülerek ifade edilebilmektedir. Konum çözümleri ayrıca Coğrafik enlem (L), boylam (λ) ve WGS84 Elipsoit yükseklik (h) olarak da dönüştürülebilmektedir.

Şekil 2.1’de verildiği üzere, ECEF referansındaki seyrüsefer algoritması temel olarak üç ana adımdan oluşmaktadır:

1. Yönelim güncelleme
2. Hız güncelleme
3. Konum güncelleme



Şekil 2.1 ECEF çerçevesindeki seyrüsefer algoritması akışı

2.3.1 Yönelim güncelleme

Yönelim güncelleme adımı, AÖB tarafından ölçülen açısal hız bileşenleri kullanılarak gövde referans çerçevesinden ECEF referans çerçevesine dönüşümü temsil eden C_b^e matrisi güncellenmektedir. ECEF referans çerçevesi Dünya ile birlikte döndüğünden, yönelim çözümünde yalnızca platformun ataletsel dönü hareketi değil, Dünya'nın dönüşü de dikkate alınmalıdır.

ECEF referansında yönelim diferansiyel denklemi aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\dot{C}_b^e = C_b^e \Omega_{ib}^b - \Omega_{ie}^e C_b^e . \quad (2.2)$$

Eşitlik (2.2)'deki Ω_{ib}^b , AÖB tarafından ölçülen gövde açısal hızının ters simetrik matris formunu, Ω_{ie}^e ise, Dünya dönüş hızının ECEF referansındaki ters simetrik matris gösterimini ifade etmektedir.

Eşitlik (2.2), gövdenin ataletsel referansa göre dönme hızından Dünya'nın dönü etkisinin çıkarılması prensibine dayanmaktadır. NED referansındaki mekanizasyonda olduğu gibi yerel düzlem eğriliğine bağlı ek terimler bulunmamaktadır; çünkü ECEF çerçevesi küresel ve sabit merkezli bir referans sistemidir.

Güncelleme zaman aralığı τ boyunca açısal hızın sabit olduğu varsayımı altında entegrasyon işlemi matris üstel formda yazılabilir:

$$\mathbf{C}_b^e(t + \tau) = \mathbf{C}_b^e(t) e^{\mathbf{\Omega}_{ib}^b \tau} - [e^{\mathbf{\Omega}_{ie}^e \tau} - \mathbf{I}_3] \mathbf{C}_b^e(t). \quad (2.3)$$

Dünya dönüş hızının büyüklüğü AÖB tarafından ölçülen açısal hızlara kıyasla oldukça küçük olduğundan, küçük açı yaklaşımı güvenli biçimde uygulanabilmektedir. Birinci mertebe açılım kullanıldığında güncelleme eşitliği (2.4)'te verildiği gibi elde edilmektedir.

$$\mathbf{C}_b^{e+} \approx \mathbf{C}_b^{e-} (\mathbf{I}_3 + \mathbf{\Omega}_{ib}^b \tau) - \mathbf{\Omega}_{ie}^e \mathbf{C}_b^{e-} \tau \quad (2.4)$$

Bu tez kapsamında yönelim güncellemesi ECEF referansında gerçekleştirilmiş olup, elde edilen $\mathbf{C}_b^e$ matrisi hız güncelleme adımında özgül kuvvetin ECEF'e taşınmasında kullanılmaktadır. Balistik uçuş senaryosunda yüksek açısal hız ve hızlı yönelim değişimleri söz konusu olabileceğinden, sayısal kararlılık açısından entegrasyon adım büyüklüğü dikkatli seçilmiştir.

2.3.2 Hız güncelleme

Hız güncelleme adımında ivmeölçerlerden elde edilen özgül kuvvet ölçümleri, Dünya dönüşü ve yerçekimi etkileri dikkate alınarak ECEF referans çerçevesinde entegre edilmektedir. İvmeölçerler ölçümlerini gövde referans çerçevesinde gerçekleştirmektedir. Bu nedenle özgül kuvvet vektörü yönelim matrisi kullanılarak ECEF referansına dönüştürülmektedir:

$$\mathbf{f}_{ib}^e = \mathbf{C}_b^e \mathbf{f}_{ib}^b. \quad (2.5)$$

Sayısal uygulamada entegrasyon adımı boyunca yönelim matrisinin ortalaması kullanılarak nümerik olarak daha doğru bir yaklaşım elde edilebilir:

$$\mathbf{f}_{ib}^e \approx \frac{1}{2}(\mathbf{C}_b^{e+} + \mathbf{C}_b^{e-})\mathbf{f}_{ib}^b. \quad (2.6)$$

ECEF referans çerçevesinde hızın zamana göre türevi aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\dot{\mathbf{v}}_{eb}^e = \mathbf{a}_{ib}^e - 2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \mathbf{v}_{eb}^e - \boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \mathbf{r}_{eb}^e. \quad (2.7)$$

Burada $2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \mathbf{v}_{eb}^e$ Coriolis terimini, $\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \mathbf{r}_{eb}^e$ merkezci ivme terimini temsil etmektedir. Ölçülen özgül kuvvet ile yerçekimi arasındaki ilişki

$$\mathbf{a}_{ib}^e = \mathbf{f}_{ib}^e + \mathbf{g}_b^e(\mathbf{r}_{eb}^e), \quad (2.8)$$

şeklinde yazıldığında hız güncelleme denklemi eşitlik (2.9) formuna indirgenmektedir.

$$\dot{\mathbf{v}}_{eb}^e = \mathbf{C}_b^e \mathbf{f}_{ib}^b + \mathbf{g}_b^e(\mathbf{r}_{eb}^e) - 2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \mathbf{v}_{eb}^e - \boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \mathbf{r}_{eb}^e \quad (2.9)$$

Entegrasyon adımı τ boyunca Coriolis teriminin sabit olduğu varsayımı altında birinci mertebe yaklaşım kullanılarak hız güncellemesi

$$\mathbf{v}_{eb}^{e+} \approx \mathbf{v}_{eb}^{e-} + (\mathbf{C}_b^e \mathbf{f}_{ib}^b + \mathbf{g}_b^e(\mathbf{r}_{eb}^{e-}) - 2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e \mathbf{v}_{eb}^{e-})\tau, \quad (2.10)$$

şeklinde gerçekleştirilmektedir.

Balistik uçuş senaryosunda yüksek hız ve irtifa değişimleri söz konusu olduğundan, Coriolis ve merkezci ivme terimlerinin ihmal edilmemesi gerekmektedir. ECEF referansında çözüm yapılması, küresel geometri etkilerinin doğal ve tekil içermeyecek biçimde modellenmesini sağlamaktadır.

2.3.3 Konum güncelleme

Konum güncelleme adımı, hız çözümünden elde edilen ECEF referansındaki hız vektörü zamana göre entegre edilerek konum çözümü elde edilmektedir.

ECEF referans çerçevesinde konum diferansiyel denklemi eşitlik (2.11)'da verildiği gibi ifade edilmektedir.

$$\dot{\mathbf{r}}_{eb}^e = \mathbf{v}_{eb}^e \quad (2.11)$$

Burada $\mathbf{r}_{eb}^e$, platformun Dünya merkezine göre ECEF referansındaki konum vektörünü, $\mathbf{v}_{eb}^e$ ise aynı referanstaki hız vektörünü temsil etmektedir.

Sayısal uygulamada entegrasyon adımı τ için birinci mertebe yaklaşım kullanılarak konum güncellemesi

$$\mathbf{r}_{eb}^{e+} \approx \mathbf{r}_{eb}^{e-} + \mathbf{v}_{eb}^{e-} \tau, \quad (2.12)$$

şeklinde gerçekleştirilmektedir.

ECEF referansında çözüm yapılması nedeniyle, yerel eğrilik yarıçapları veya enlem-boylam diferansiyel denklemleri doğrudan çözüm içerisinde yer almamaktadır. Eğrisel koordinatlara dönüşüm yalnızca çıktı aşamasında, gerekli durumlarda uygulanmaktadır.

Balistik uçuş senaryolarında yüksek hız ve geniş menzil hareketi söz konusu olduğundan, konum çözümünün küresel referansta gerçekleştirilmesi sayısal kararlılık açısından avantaj sağlamaktadır.

2.4 Ataletsel Seyrüsefer Hata Yayılm Denklemleri

Önceki bölümlerde verilen ECEF tabanlı ataletsel seyrüsefer mekanizasyon denklemleri, özgül kuvvet ve açısal hız ölçümlerinin zamana göre entegrasyonu ile konum, hız ve yönelim çözümünün elde edildiğini göstermektedir. Ancak bu mekanizasyon yapısında sensör hata bileşenleri doğrudan entegrasyon işlemine tabi olduğundan, sistem çözümünde zamanla artan hata birikimi oluşmaktadır (Savage, 2000).

Bu bölümde, söz konusu hata birikiminin temel karakteristiği, ayrıntılı matris formülasyonuna ve AÖB hata parametrelerinin nicel istatistiksel tanımına girilmeksizin yapısal düzeyde ele alınmaktadır. Ataletsel sensör hata modellerinin kuramsal çerçevesi Groves (2013)'te ayrıntılı olarak verilmiş; kullanılan AÖB'nin stokastik parametrelerinin deneysel karakterizasyonu ise Taşan (2019)'da sunulmuştur. Tezin ilerleyen bölümlerinde (Bkz. Bölüm 3.4), bu hata modelleri kısaca hatırlatılacak ve benzetim ortamında kullanılan sayısal parametre değerleri verilecektir. Bu bölümün amacı ise, söz konusu hata bileşenlerinin seyrüsefer çözümünde nasıl yayıldığını ve zamanla nasıl büyüme eğilimi gösterdiğini yapısal düzeyde ortaya koymaktır.

Bu yapısal hata yayılımı analizi, sonraki bölümlerde ele alınacak görelî ölçüm entegrasyonunun gerekliliğini ortaya koymaktadır.

2.4.1 İvmeölçer sabit hatalarının konum hata yayılımına etkisi

İvmeölçer ölçümünde sabit hata bulunduğu varsayıldığında ölçülen özgül kuvvet,

$$\mathbf{f}_m = \mathbf{f} + \mathbf{b}_a, \quad (2.13)$$

şeklinde ifade edilir. Burada $\mathbf{b}_a$ sensörün sabit hata vektörünü, $\mathbf{f}$ hatasız özgül kuvveti, $\mathbf{f}_m$ ise ivmeölçerin ölçeceği hatalı özgül kuvveti temsil etmektedir. Mekanizasyon denklemleri gereği hız çözümü özgül kuvvetin birinci integrali, konum çözümü ise ikinci integralidir. Bu durumda hız hatası eşitlik (2.14)'teki gibi zamanla (t) doğrusal olarak artarken konum hatası ise eşitlik (2.15)'te verildiği gibi ikinci dereceden büyüme göstermektedir.

$$\delta \mathbf{v}(t) = \mathbf{b}_a t \quad (2.14)$$

$$\delta \mathbf{r}(t) = \frac{1}{2} \mathbf{b}_a t^2 \quad (2.15)$$

Bu sonuç, KKS erişiminin bulunmadığı ve seyrüsefer çözümünün yalnızca ANS'ye dayandığı durumda, ivmeölçer sabit hatasının konum çözümünde zamana bağlı ikinci

dereceden büyüme oluşturduğunu göstermektedir. Balistik sistemler görevlerini görece kısa zaman ölçeklerinde icra etseler dahi, yüksek dinamik koşullar altında söz konusu hata büyümesi belirli görev senaryolarında operasyonel toleransların kısa süre içerisinde aşılmasına neden olabilmektedir.

2.4.2 Dönüölçer sabit hatalarının konum hata yayılımına etkisi

Dönüölçer ölçümünde değişmeyen bir sabit hata bileşeninin bulunması durumunda, açısal hız ölçümünün entegrasyonu sonucunda yönelim çözümünde zamanla doğrusal olarak artan bir hata karakteristiği ortaya çıkmaktadır:

$$\delta\theta(t) = \mathbf{b}_g t . \quad (2.16)$$

Burada $\mathbf{b}_g$ dönüölçer sabit hatasını temsil etmektedir. Genel mekanizasyon akışında ilk adım Şekil 2.1’de görüldüğü üzere yönelim matrisinin hesaplanmasıdır. Bu nedenle yönelim hatası doğrudan konum denklemlerinde yer almasa dahi, özgül kuvvet vektörünün yerel navigasyon eksen takımına projeksiyonunda hataya yol açmaktadır. Küçük açı yaklaşımı ve yerçekimi bileşeninin baskın olduğu varsayımı altında projeksiyon hatası yaklaşık olarak (2.17)’da verildiği gibi ifade edilebilir.

$$\delta\mathbf{f} \approx \mathbf{g} \times \delta\theta \quad (2.17)$$

Burada $\mathbf{g}$ yerçekimi ivmesi vektörünü ifade etmektedir. Bu durumda ivme hatası zamana bağlı olarak;

$$\delta\mathbf{f}(t) \sim \mathbf{g} \mathbf{b}_g t, \quad (2.18)$$

mertebede artmaktadır. Söz konusu bu ivme hatasının entegrasyonu sonucunda hız hatası ikinci dereceden (2.19), konum hatası ise üçüncü dereceden (2.20) büyüme karakteristiği göstermektedir.

$$\delta \mathbf{v}(t) \sim \frac{1}{2} \mathbf{g} \mathbf{b}_g t^2 \quad (2.19)$$

$$\delta \mathbf{r}(t) \sim \frac{1}{6} \mathbf{g} \mathbf{b}_g t^3 \quad (2.20)$$

Bu sonuç, dönüölçer sabit hatalarının dolaylı fakat hızlanan bir mekanizma üzerinden konum çözümünü etkilediğini göstermektedir.

2.4.3 Rastgele gürültü bileşenlerinin hata yayılımına etkisi

Ataletsel sensörlerde deterministik olarak nitelendirilebilecek olan sabit hata bileşenlerinin yanı sıra stokastik olarak ele alınan beyaz gürültü karakteristiğinde rastgele hata bileşenleri de bulunmaktadır. İyi karakterize edilmiş bir AÖB için, saniye mertebesindeki zaman ölçeklerinde, kısa zaman korelasyon etkileri ihmal edildiğinde ivmeölçer ve dönüölçer gürültü bileşenleri beyaz gürültü süreci olarak modellenebilmektedir (Titterton ve Weston, 2004). Groves (2013) ise rastgele gürültü bileşenlerinin taktik seviye AÖB'ler için kısa zaman ölçeklerinde renkli gürültü, uzun zaman ölçeklerinde ise beyaz gürültü olarak modellenebileceğini belirtmiştir. Bu tür gürültü bileşenleri entegrasyon süreci sonucunda hız ve konum çözümünde artan varyans oluşturur.

İvmeölçer tek taraflı güç spektral yoğunluğu S_a ile ifade edildiğinde, hız hatasının standart sapması eşitlik (2.21)'de verildiği şekilde zamanın kareköküne bağlı olarak artmaktadır.

$$\sigma_{\delta v}(t) = \sqrt{S_a t} \quad (2.21)$$

Bu sonuç, beyaz gürültünün birinci entegrasyonunun hız çözümünde rastgele yürüyüş (ing. random walk) karakteristiği oluşturduğunu göstermektedir.

Aynı gürültü bileşeninin ikinci entegrasyonu sonucunda konum hatasının standart sapması eşitlik (2.22)'de verildiği şekilde zamanın küpünün karekökü ile orantılı şekilde büyümektedir.

$$\sigma_{\delta r}(t) = \sqrt{\frac{1}{3} \mathbf{S}_a t^3} \quad (2.22)$$

Bu ifade, konum varyansının zamana bağlı üstel artış gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Benzer şekilde dönüölçer beyaz gürültüsü için tek taraflı güç spektral yoğunluğu $\mathbf{S}_g$ olarak tanımlandığında, yönelim hatasının standart sapması zamanın kareköküne bağlı olarak büyür (2.23).

$$\sigma_{\delta \theta}(t) = \sqrt{\mathbf{S}_g t} \quad (2.23)$$

Yönelim hatasının özgül kuvvet projeksiyonuna etkisi dikkate alındığında, yatay düzlemdeki hız ve konum hatalarının standart sapmaları yaklaşık olarak eşitlik (2.24) ve eşitlik (2.25)'teki gibi büyümektedir:

$$\sigma_{\delta v}(t) \sim g \sqrt{\frac{1}{3} \mathbf{S}_g t^3} \quad (2.24)$$

$$\sigma_{\delta r}(t) \sim g \sqrt{\frac{1}{5} \mathbf{S}_g t^5}. \quad (2.25)$$

Bu sonuçlar, beyaz gürültü bileşenlerinin sabit hata parametrelerine kıyasla daha yavaş fakat yine de sınırsız artış eğiliminde olan hata büyümesine neden olduğunu göstermektedir.

2.5 Çoklu Unsur Görelı Seyrüsefer Kuramı

Belirsizlik içeren dinamik sistemlerde durum kestirimi, öncül belirsizlik tahminleri ile ölçümlerden elde edilen yeni bilginin istatistiksel olarak birleştirilmesine dayanır. Kaideye monteli (ing. strapdown) seyrüsefer sistemlerinde hata yayılımının analitik yapısı ayrıntılı biçimde incelenmiş olup (Savage, 2000), sensör hata bileşenlerinin entegrasyon süreci boyunca sistem durumuna nasıl aktarıldığı gösterilmiştir. Bu bağlamda, harici ölçüm bulunmadığında kovaryans büyümesi yapısal bir özellik olarak ortaya çıkmaktadır.

Kalman filtreleme çerçevesinde ölçüm güncellemesi, sistem belirsizliğini azaltmaya yönelik optimal bir birleşim mekanizması sunmaktadır (Kalman, 1960; Groves, 2013). Doğrusal ve normal dağılımı varsayımları altında, doğru biçimde modellenmiş ölçüm kovaryansı ile gerçekleştirilen güncelleme adımı, güncelleme sonrası kovaryansın güncelleme öncesi kovaryansa kıyasla azalan ya da en azından artmayan bir yapı sergilemesini sağlar. Bilgi teorisi perspektifinden değerlendirildiğinde bu durum, her bir ölçümün sistem entropisini azaltıcı bir etki oluşturduğu şeklinde yorumlanabilir. Ölçüm belirsizliği yüksek olsa dahi, uygun kovaryans temsili altında sisteme entegre edilen her ölçüm, toplam belirsizliğe sınırlı da olsa bilgi katkısı sağlar.

KKS erişiminin bulunmadığı veya ölçüm kalitesinin değişkenlik gösterdiği senaryolarda bu bilgi katkısının alternatif kaynaklardan sağlanması gerekmektedir. Çoklu unsur yapılarında unsurlar arası mesafe ve mesafe değişim hızı gibi görelı ölçümler, mutlak konum bilgisi sağlamamakla birlikte sistem durum uzayında geometrik kısıtlar oluşturur. Bu kısıtlar, her bir unsurun bağımsız ataletsel çözümünde ortaya çıkan hata büyümesini sınırlandırıcı bir rol oynar ve hata dinamiklerinin serbestçe artmasını engeller.

Dolayısıyla çoklu unsur görelı seyrüsefer yaklaşımı, referanssız ortamlarda ataletsel hata yayılımını sınırlamaya yönelik kuramsal bir çerçeve sunmaktadır (Gong vd. 2021). Bu bölümde, söz konusu görelı ölçümlerin matematiksel yapısı ve sistem belirsizliği üzerindeki etkisi incelenecektir.

2.5.1 Görelî ölçüm kavramı

Çoklu unsur yapılarında seyrüsefer problemi, mutlak konum bilgisinin bulunmadığı durumlarda unsurlar arası görelî ölçümlerin kullanılması ile yeniden formüle edilebilir. Bu bağlamda en temel iki ölçüm türü, unsurlar arası mesafenin ölçülmesi ve bu mesafenin zamana göre değişim oranının belirlenmesidir.

İki unsur i ve j arasındaki anlık mesafe eşitlik (2.26)'teki gibi tanımlanabilir.

$$\rho_{ij} = \| \mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j \| \quad (2.26)$$

Pratik uygulamalarda bu mesafe, sinyal varış zamanı farkı (ing. Time of Arrival – ToA) tekniği kullanılarak elde edilebilmektedir (Zhao 2018, Diagne vd. 2018). İletişim sinyalinin yayılım süresi ölçülerek iki unsur arasındaki uzaklık hesaplanmakta ve bu ölçüm seyrüsefer çözümüne görelî bir kısıt olarak dâhil edilmektedir.

Mesafenin zamana göre değişim oranı ise;

$$\dot{\rho}_{ij} = \frac{(\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j)^T (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)}{\| \mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j \|}, \quad (2.27)$$

ifadesi ile tanımlanmakta olup, pratikte Doppler kayması ölçümü üzerinden elde edilebilmektedir. Bu ölçüm, unsurlar arası bağıl hız bileşenini temsil etmekte ve sistem durumuna ek bir dinamik kısıt sağlamaktadır.

Her iki ölçüm türü de mutlak bir bilgi sağlamamakla birlikte, sistem durum uzayında görelî geometrik kısıtlar oluşturmaktadır. Mesafe ölçümü konum farkına, Doppler ölçümü ise hız farkına doğrudan bağlıdır. Bu nedenle, ataletsel çözümde zamana bağlı olarak artan konum ve hız hataları, uygun biçimde entegre edilen görelî ölçümler aracılığıyla sınırlandırılabilir.

Görelî ölçümlerin bilgi katkısı, ölçüm kovaryansı ile doğrudan ilişkilidir. Ölçüm belirsizliği yüksek olsa dahi, doğru modellenmiş kovaryans temsili altında sistem güncellemesine dâhil edilen her ölçüm, durum kestirimindeki toplam belirsizliği azaltıcı yönde etki eder. Dolayısıyla ToA ve Doppler tabanlı ölçümler, KKS erişiminin bulunmadığı ortamlarda ataletsel hata büyümesini sınırlamaya yönelik temel bilgi kaynakları olarak değerlendirilebilir.

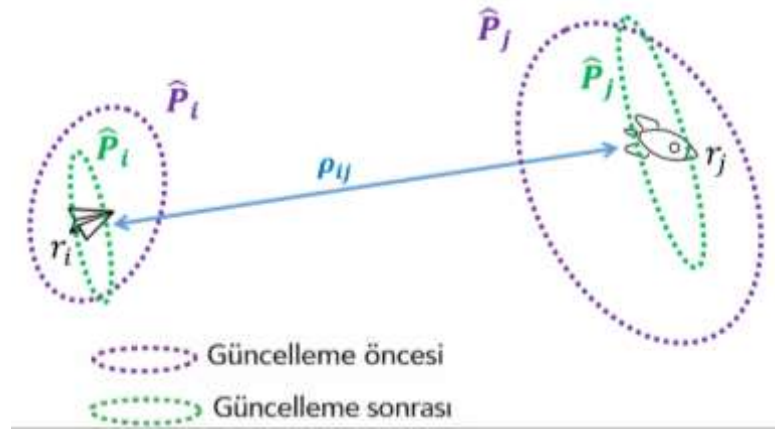
2.5.2 Görelî ölçümün hata sınırlandırma etkisi

Tek bir unsurun yalnızca ataletsel ölçümlere dayalı olarak seyrüsefer çözümü üretmesi durumunda, hata kovaryansı zamana bağlı olarak artma eğilimindedir. Bu artış, Bölüm 2.4'te gösterildiği üzere, sensör hataları ve rastgele gürültü bileşenlerinin entegrasyonu sonucu oluşmaktadır.

İki hareketli unsurdan oluşan basit bir sistem ele alındığında (örneğin bir İHA ve bir füze), her bir unsurun konum kestirimi kendi hata kovaryans matrisi ile temsil edilebilir. İki boyutlu gösterimde bu kovaryans yapısı bir belirsizlik elipsoidi ile ifade edilebilir. Bu elipsoid, farklı doğrultularda farklı büyüklükte belirsizlik içerebilir; örneğin bir doğrultuda daha büyük, başka bir doğrultuda daha küçük olabilir. İki unsur arasında yapılan mesafe ölçümü, yalnızca unsurlar arasındaki doğrultu boyunca bilgi sağlamaktadır. Ölçüm doğrultusu eşitlik (2.28)'de verildiği gibi tanımlanabilir.

$$\mathbf{u}_{ij} = \frac{\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j}{\|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j\|} \quad (2.28)$$

Bu doğrultu boyunca yapılan güncelleme, hata kovaryansının yalnızca bu doğrultuya projeksiyonu üzerinde etkili olur. Kalman güncellemesi sonrasında belirsizlik elipsoidi, ölçüm doğrultusunda daralırken, ölçüm doğrultusuna dik bileşenlerde görece daha az değişim gözlenir. Başka bir deyişle, ölçüm yalnızca bilgi içerdiği doğrultuda belirsizliği azaltmaktadır. Bu durum Şekil 2.2'de şematik olarak gösterilmiştir.



Şekil 2.2 Belirsizlik tahminlerinin görelî ölçümle azaltılması

Bu gösterimde $r_{i,j}$ İHA unsuru ve füzenin temsili konumlarını, $P_{i,j}$ ise sırasıyla belirsizlik tahminlerini ifade etmektedir. Bu basit iki unsur örneği, görelî ölçümlerin hata ve belirsizlik büyümesini sınırlayıcı bir mekanizma oluşturduğunu göstermektedir. Özellikle ataletsel hata büyümesinin baskın olduğu doğrultularda yapılan ölçümler, kovaryansın söz konusu doğrultuda kontrol altında tutulmasını sağlar. Örnek bir senaryo için görelî ölçümlerin seyrüsefer performansına olan etkisi ve KKS entegrasyonu ile karşılaştırılması Bölüm 4.3'te sunulmuştur.

2.5.3 Görelî ölçümlerin geometrik etkisi

Çoklu unsurdan oluşan bir müşterek seyrüsefer yapısında, her bir unsur kendi ataletsel çözümünü üretmekte ve görelî ölçümler aracılığıyla diğer unsurlarla bağlanmaktadır. Görelî ölçüm güncellemeleri yalnızca ölçüm doğrultusunda belirsizlik azaltımı sağladığından, zaman içerisinde farklı doğrultularda elde edilen ölçümler kovaryans elipsoidinin farklı eksenlerini daraltarak genel bir belirsizlik iyileşmesi oluşturur. Bu iyileşmenin üç boyutta gerçekleşebilmesi, ölçüm doğrultularının uzayda yeterli çeşitlilik göstermesine bağlıdır, bu etki kovaryans elipsoidinin farklı eksenlerini daraltarak genel bir belirsizlik iyileşmesi oluşturur (Simon, 2006).

Bu durum doğrudan unsurların geometrik dağılımı ile ilişkilidir. Unsurların uzayda homojen ve eksenlere göre farklı doğrultularda konumlanması, görelî ölçümlerin farklı

doğrultularda bilgi üretmesini sağlar. Böylece her unsurun hata kovaryansı, yalnızca tek bir doğrultuda değil, zaman içerisinde çoklu doğrultularda sınırlandırılmış olur. Geometrik çeşitlilik azaldığında ise ölçüm doğrultuları benzeşmekte ve sistemin belirli doğrultulardaki belirsizlikleri yeterince bastırılamamaktadır.

Görelî ölçümlerin doğası gereği, tüm unsurların aynı doğrultuda ve benzer büyüklükte ortak-mod bir hata yapması durumunda bu hata görelî ölçümler tarafından ayırt edilemez. Zira unsurlar arası mesafeler değişmemekte ve sistem ölçüm artıklarında tutarsızlık oluşmamaktadır. Bu durum, görelî seyrüsefer sistemlerinin mutlak referans sağlamadığını, yalnızca bağıl kısıt ürettiğini göstermektedir. Ortak-mod hataların görelî ölçümlerle gözlemlenememesi, görelî konumlandırma problemlerinin temel yapısal özelliğidir ve çoklu sensör füzyon literatüründe de tartışılmıştır (Bar-Shalom vd., 2001).

Bununla birlikte, her bir unsurun ataletsel seyrüsefer sistemi farklı stokastik hata parametrelerine sahip olup, süreç gürültülerinin korelasyonsuz kabul edilmesi, çoklu sensörlü kestirim literatüründe yaygın bir varsayımdır (Maybeck, 1979). Rastgele hata kaynaklarının bağımsızlığı ve uzaysal geometrik çeşitlilik birlikte değerlendirildiğinde, görelî ölçümler aracılığıyla üç boyutta genel bir belirsizlik iyileşmesi beklenmektedir. Başka bir deyişle, sistematik ve tamamen korele hatalar haricinde, iyi tasarlanmış bir geometri altında müşterek seyrüsefer yapısı hata büyümesini sınırlandırıcı bir etki üretmektedir.

Geometrik yapının durum kestirimi üzerindeki etkisi, KKS literatüründe Seyrelme Faktörü (ing. Dilution of Precision – DOP) kavramı ile nicel olarak ifade edilmektedir. Ölçüm doğrultularının uzaysal dağılımı, kestirilen parametrelerin kovaryans yapısını doğrudan etkilemekte ve kötü geometri durumunda belirsizlik büyümektedir (Kaplan 2006). Benzer şekilde çoklu unsur görelî seyrüsefer yapısında da ölçüm doğrultularının dağılımı sistem performansını belirleyici bir rol oynamaktadır. Bu tez kapsamında farklı senaryolar için geometrik yapı analizi yapılacak ve ilgili metrikler ilerleyen bölümlerde nicel olarak değerlendirilecektir.

2.6 Durum Uzay Modeli ve Kalman Filtresi

Bir önceki bölümde ataletsel seyrüsefer hata yayılımının yapısal karakteristiği incelenmiş ve sensör hata bileşenlerinin zamanla konum, hız ve yönelim hatalarına nasıl aktarıldığı gösterilmiştir. Bu doğrultuda, hata büyümesini sınırlandırmak amacıyla ölçüm temelli bir düzeltme mekanizmasına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu bölümde, söz konusu düzeltme mekanizmasının kuramsal çerçevesi olarak kullanılan 15 durumlu hata-durum Kalman filtresi modeli sunulmaktadır.

Model, ECEF eksen takımında kurgulanmış olup, nominal seyrüsefer çözümünden ayrı olarak yalnızca hata durumlarının kestirimi esasına dayanmaktadır. Bu yaklaşımda nominal durum denklemleri doğrusal olmayan biçimde çalışmaya devam ederken, filtre yalnızca küçük mertebedeki hata durumlarını doğrusallaştırılmış bir model üzerinden kestirmektedir.

2.6.1 Hata durum vektörü

Kalman ile kestirilen hata durumları (2.29)'te verilmiştir. Hata durumları üçer üçer gruplanmış olup toplamda 15 boyutlu bir durum uzayı elde edilmektedir.

$$\mathbf{X}_{ANS}^e = \begin{bmatrix} \delta \mathbf{r}_{eb}^e \\ \delta \mathbf{v}_{eb}^e \\ \delta \boldsymbol{\psi}_{eb}^e \\ \mathbf{b}_a^b \\ \mathbf{b}_g^b \end{bmatrix}_{15 \times 1} \quad (2.29)$$

Burada;

$\delta \mathbf{r}_{eb}^e$, ECEF eksen takımındaki konum hatasını,

$\delta \mathbf{v}_{eb}^e$, ECEF eksen takımındaki hız hatasını,

$\delta \boldsymbol{\psi}_{eb}^e$, ilgili unsurun ECEF eksen takımına göre olan Euler açılarındaki duruş hatasını,

$\mathbf{b}_a^b$ ve $\mathbf{b}_g^b$ ise sırasıyla ivmeölçer ve dönüölçer sabit hatalarını ifade etmektedir.

Bu ifadelerdeki b indisi genel notasyonda gövde eksen takımını ifade etmektedir. Analizleri etkileyecek temel hata bileşeni sabit hatalar olduğu için sadece bu hatalar kestirimlere dahil edilmiş olup diğer hataların katkıları sabit hata kararsızlığı olarak modellenmiştir.

2.6.2 Sürekli zaman hata dinamikleri

Hata durumlarının sürekli zaman dinamiği (2.30)'da verildiği gibi genel form ile ifade edilir:

$$\delta \dot{\mathbf{X}}_{ANS}^e = \mathbf{F} \delta \mathbf{X}_{ANS}^e + \mathbf{G} \mathbf{w} . \quad (2.30)$$

Burada;

$\mathbf{F}$: 15×15 sistem matrisi,

$\mathbf{G}$: süreç gürültüsü giriş matrisi,

$\mathbf{w}$: sıfır ortalamalı beyaz gürültü süreçlerini ifade eder.

Burada $\mathbf{w}$ vektörü, sıfır ortalamalı beyaz gürültü süreçlerinden oluşmakta olup hem sensör ölçüm gürültülerini hem de sabit hata durumlarının stokastik değişimini temsil etmektedir. Hız ve yönelim hata dinamikleri deterministik olarak sistem matrisi $\mathbf{F}$ içerisinde tanımlanmakla birlikte, bu durumlar ivmeölçer ve dönüölçer ölçüm gürültüleri tarafından uyarılmaktadır. İvmeölçer beyaz gürültü bileşenleri hız hata dinamiğine, dönüölçer beyaz gürültü bileşenleri ise yönelim hata dinamiğine süreç gürültüsü olarak etki etmektedir.

Sabit hata durumları ise deterministik olarak sıfır dinamik ile modellenmiş olup, zamanla değişimleri yalnızca süreç gürültüsü terimleri üzerinden gerçekleşmektedir. Bu süreç gürültülerinin yoğunlukları sensörlerin sabit hata kararsızlığına karşılık gelen spektral yoğunluk parametrelerinden türetilmektedir. Dolayısıyla sabit hatalar rastgele yürüyüş karakteri sergilerken, hız ve yönelim hataları sistem dinamikleri ile şekillenmekte; ancak belirsizlik yayılımları sensör ölçüm gürültülerinin büyüklüğü ile belirlenmektedir.

Bu yapı altında sürekli zaman süreç gürültüsü kovaryans yoğunluk matrisi $\mathbf{Q}_c$, ölçüm beyaz gürültü spektral yoğunlukları ile sabit hata rastgele yürüyüş yoğunluk parametrelerini içermekte ve hata kovaryans yayılımının stokastik temelini oluşturmaktadır. $\mathbf{Q}_c$ matrisi eşitlik (2.31)'da verildiği gibi oluşturulmaktadır.

$$\mathbf{Q}_c = \text{diag}(\mathbf{0}_{3 \times 3} \quad q_a \mathbf{I}_3 \quad q_g \mathbf{I}_3 \quad q_{ba} \mathbf{I}_3 \quad q_{bg} \mathbf{I}_3) \quad (2.31)$$

q_a ve q_g ivmeölçer ile dönüölçer gürültüsü güç tayf yoğunluğunu,

q_{ba} , ivmeölçer sabit hata kararsızlığı güç tayf yoğunluğunu,

q_{bg} dönüölçer sabit hata kararsızlığı güç tayf yoğunluğunu ifade etmektedir ¹.

Süreç gürültüsü giriş matrisi $\mathbf{G}$, süreç gürültüsü terimlerinin ilgili hata durumlarına projeksiyonunu tanımlamaktadır. İvmeölçer beyaz gürültüsü gövde eksen takımında tanımlı olduğundan, hız hata durumlarına ECEF eksen takımında $\mathbf{C}_b^e$ dönüşüm matrisi aracılığıyla aktarılmaktadır. Benzer şekilde dönüölçer beyaz gürültüsü yönelim hata dinamiğini $-\mathbf{C}_b^e$ projeksiyonu üzerinden uyarmaktadır. Sabit hata durumları ise yalnızca kendi rastgele yürüyüş süreçleri ile beslendiğinden, birim matris blokları yer almaktadır. Konum hata durumları doğrudan süreç gürültüsü ile uyarılmadığından ilgili blok sıfır matris olarak alınmaktadır. $\mathbf{G}$ matrisi eşitlik (2.32)'de verilmiştir.

$$\mathbf{G} = \text{diag}(\mathbf{0}_{3 \times 3} \quad \mathbf{C}_b^e \quad -\mathbf{C}_b^e \quad \mathbf{I}_3 \quad \mathbf{I}_3) \quad (2.32)$$

2.6.3 Sürekli zaman sistem matrisinin türetilmesi

Sistem matrisi $\mathbf{F}$, ataletsel mekanizasyon denklemlerinin ECEF eksen takımında hata-durum yaklaşımı altında doğrusallaştırılması ile elde edilmektedir. Matrisin blok yapısı Eşitlik (2.33)'te verildiği gibidir:

¹ Süreç gürültüsüne ait spektral yoğunluk q ile gösterilmiş; tezin ilerleyen bölümlerinde tanımlanacak inovasyon kovaryansında kullanılan S sembolü ile karışıklığı önlemek amacıyla bu notasyon tercih edilmiştir.

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I} & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{F}_{vr} & -2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e & \mathbf{F}_{v\psi} & \hat{\mathbf{C}}_b^e & 0 \\ 0 & 0 & -\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e & 0 & \hat{\mathbf{C}}_b^e \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (2.33)$$

Bu yapı incelendiğinde;

- Konum hata dinamiği hız hatasına bağlıdır.
- Hız hata dinamiği; yerçekimi gradyanına, dünya dönüş terimlerine, özgül kuvvet projeksiyon hatasına ve ivmeölçer sabit hatalarına bağlıdır.
- Yönelim hata dinamiği; dünya dönüş hızı ve dönüölçer sabit hataları ile ilişkilidir.

$\mathbf{F}_{vr}$ terimi hız hata dinamiğinin konum hatasına bağlı bileşenini ifade etmektedir. Bu terim, ECEF eksen takımında ifade edilen özgül kuvvet vektörünün ters simetrik matrisinin negatif hali olarak hesaplanmaktadır:

$$\mathbf{F}_{vr} = [- (\hat{\mathbf{C}}_b^e \hat{\mathbf{f}}_{ib}^b)^{\wedge}]. \quad (2.34)$$

Burada $(\cdot)^{\wedge}$ operatörü ilgili vektörün ters simetrik (ing. skew-symmetric) matris gösterimini ifade eder.

Hız hatası dinamiğinin kendisine olan bağınyı ifade eden $-2\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e$ bileşeninde yer alan $\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e$ matrisi, ECEF eksen takımında ifade edilen dünya dönüş hızının ters simetrik formudur:

$$\boldsymbol{\Omega}_{ie}^e = (\boldsymbol{\omega}_{ie})^{\wedge}. \quad (2.35)$$

Hız hata dinamiğinin yönelim hatasına bağlı bileşeni $\mathbf{F}_{v\psi}$ ile ifade edilmekte olup Eşitlik (2.36)'da verilmiştir:

$$\mathbf{F}_{v\psi} = - \frac{2\hat{\boldsymbol{\gamma}}_{ib}^e}{\mathbf{r}_{es}^e(\hat{\mathbf{L}}_b)} \frac{\hat{\mathbf{r}}_{eb}^{eT}}{|\hat{\mathbf{r}}_{eb}^e|}. \quad (2.36)$$

Burada:

- $\hat{\gamma}_{ib}^e$, WGS-84 yerçekimi modeli kullanılarak hesaplanan ve ECEF eksen takımında ifade edilen yerçekimi vektörünü,
- $\mathbf{r}_{es}^e(\hat{L}_b)$, kestirilen enleme bağlı olarak değişen jeosantrik yarıçap skalerini,
- $\hat{L}_b$ ise kestirilen enlem bilgisini ifade etmektedir.

2.6.4 Kesikli zaman durum geçiş matrisi ve kovaryans yayılımı

Eşitlik (2.33)'de verilen sürekli zaman hata modeli ve eşitlik (2.31)'da verilen $\mathbf{Q}_c$ matrisi, Farrell (2008)'de verilen ve probleme özgü uyarlaması Taşan (2019)'da detaylandırılan yöntem kullanılarak kesikli zamana aktarılmıştır. Kesikli formda elde edilen sistem hata modeli ve süreç gürültüsü matrisleri sırası ile $\mathbf{Q}$ ve Φ olarak adlandırılacaktır.

Sürekli zaman hata modeli, ataletsel mekanizasyon denklemlerinin birinci mertebe doğrusallaştırılması ile elde edilmektedir. Kesikli zamana geçişte yeterince küçük örnekleme adımları kullanıldığında, hata durumlarının küçük mertebelerde kalması sağlanmakta ve lineer hata modeli geçerliliğini korumaktadır. Özellikle kapalı döngü hata-durum geri besleme yapısı sayesinde hata büyüklükleri sınırlanmakta, böylece doğrusallık varsayımının ihlali önlenmektedir. Bu yaklaşım altında doğrusallaştırılmış hata modeli pratik uygulama için yeterli doğruluk sağlamaktadır.

Örnekleme aralığının seçimi sırasında hem nümerik stabilite hem de doğrusal model geçerliliği dikkate alınmış; farklı zaman adımları için yapılan ablasyon analizleri EK-1'de sunulmuştur.

Kesikli zaman modelinde hata kovaryans matrisi zaman güncelleme adımı (2.37) ifadesi ile yayılmaktadır.

$$\mathbf{P}_{k+1}^- = \Phi \mathbf{P}_k \Phi^T + \mathbf{Q} . \quad (2.37)$$

Bu adım, ölçüm bulunmadığı durumda hata belirsizliğinin dinamik model ve süreç gürültüsü etkisi altında büyümesini temsil etmektedir. Ölçüm güncelleme denklemleri ve önerilen mimariye özgü ölçüm modelleri Bölüm 4 altında ele alınacaktır.

3. BENZETİM ORTAMI ve SENARYO TASARIMI

Bu bölümde, Bölüm 2’de tanımlanan kuramsal çerçeve temel alınarak geliştirilen benzetim ortamı ve problem kurgusu sunulmaktadır. Çoklu unsurdan oluşan müşterek seyrüsefer yapısının analiz edilebilmesi amacıyla oluşturulan altyapı; dinamik modelleme, sensör hata üretimi, görelî ölçüm sentezi, kovaryans yayılımı ve performans metriklerinin hesaplanması gibi bileşenleri bütünleşik bir mimari içerisinde barındırmaktadır.

Geliştirilen benzetim altyapısı, yalnızca tekil bir senaryonun çalıştırılmasına yönelik değil; farklı geometri konfigürasyonlarının, görev profillerinin, sensör hata parametrelerinin ve ölçüm güvenilirliği durumlarının sistem performansı üzerindeki etkilerini karşılaştırmalı olarak inceleyebilecek şekilde modüler ve parametrik yapıda tasarlanmıştır. Bu kapsamda senaryo üretimi, veri kaydı, MC analizleri ve sonuç değerlendirme süreçleri sistematik bir akış içerisinde kurgulanmıştır.

Aşağıdaki alt başlıklarda; senaryo tanımlama mekanizması, özel eksen takımı yapıları, dinamik modeller, sensör hata temsilleri, ölçüm üretim süreçleri ve benzetim kurguları ayrıntılı olarak sunulmaktadır.

3.1 Görev ve Senaryoya Özgü Referans Eksen Takımları

Bölüm 2’de genel seyrüsefer uygulamalarında yaygın olarak kullanılan referans eksen takımları özetlenmiştir. Ancak bu tez kapsamında ele alınan görev mimarisi, özellikle füze-taşıyıcı unsur etkileşimi ve çoklu unsur geometrisinin analizi açısından ilave referans sistemlerinin tanımlanmasını gerektirmektedir. Bu bölümde, görev fazına özgü analizleri sadeleştirmek ve senaryo geometrisini daha açık biçimde ifade edebilmek amacıyla tanımlanan referans eksen takımları, bu tanımların geometrik gerekçeleri ve genel navigasyon eksen takımları ile aralarındaki dönüşüm ilişkileri sunulmaktadır.

3.1.1 Senaryo eksen takımı (SET)

Bu tez kapsamında çoklu unsur geometrisinin ortak bir referans sistemi altında analiz edilebilmesi amacıyla Senaryo Eksen Takımı (SET) tanımlanmıştır. SET, görev başlangıcında seçilen lider İHA'nın konumuna sabitlenen, bu noktayı orijin kabul eden ve uçuş süresince hareket etmeyen yerel bir referans eksen takımıdır.

SET eksen yönleri, görev geometrisinin sezgisel olarak yorumlanmasına imkân verecek biçimde tanımlanmıştır:

- X_s eksen, görev başlangıcında lider İHA'nın uçuş doğrultusuna paralel olacak şekilde, yerel yatay düzlem üzerinde tanımlanmıştır.
- Y_s eksen, yerel yatay düzlemde X_s 'ye dik olacak biçimde sağ kanat doğrultusunda seçilmiştir.
- Z_s eksen ise, $X_s - Y_s$ yerel yatay düzlemine dik, sağ el kuralına uygun şekilde aşağıya doğru yani yerel düşey doğrultuda aşağı yönlü tanımlanmıştır.

Bu yapı, Bölüm 2.1'de verilen klasik NED eksen takımına benzer bir yerel seviyeli referans sistemi olmakla birlikte, kuzey yönü yerine görev doğrultusunun esas alınması ve ilgili platform ile birlikte hareket etmeyip sabit kalması bakımından farklılaşmaktadır. Böylece görev geometrisi ile hizalanmış bir analiz ortamı elde edilmektedir.

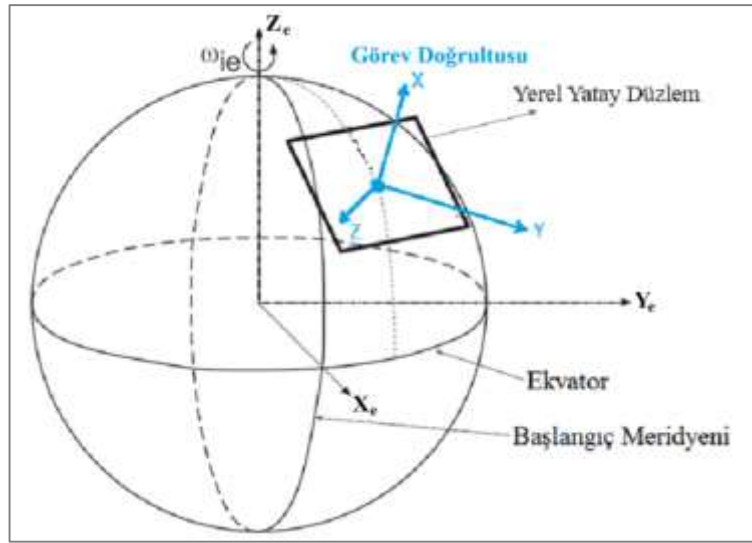
SET'in tanımlanmasının temel amacı, çoklu İHA senaryolarında unsurların göreceli konumlarının ve hata dağılımlarının ortak bir referans altında incelenebilmesini sağlamaktır. Bu eksen takımı kullanılarak:

- Unsurlar arası doğrultu vektörleri analitik olarak sadeleştirilebilmekte,
- Göreceli ölçüm doğrultularının hangi eksen bileşenlerinde bilgi taşıdığı daha açık biçimde görülebilmekte,
- Geometrik formasyonun gözlenebilirlik üzerindeki etkisi sezgisel olarak yorumlanabilmekte,

- Çoklu unsur seyrüsefer hatalarının görev doğrultusu, yanal eksen ve düşey eksen boyunca dağılımı karşılaştırmalı biçimde incelenebilmekte,
- Hesaplanan seyrüsefer hatalarında hangi AÖB parametrelerinin ya da ilklenme belirsizliklerinin baskın olduğu kolayca anlaşılabilir.

Özellikle MC benzetimlerinde elde edilen hata istatistiklerinin ortak bir referans sistemi altında değerlendirilmesi, farklı unsurların performansının doğrudan karşılaştırılmasına imkân vermektedir. Bu durum, yalnızca füze özelinde değil, senaryodaki tüm hava araçlarının seyrüsefer davranışının sistematik olarak analiz edilebilmesini sağlamaktadır.

Senaryo Eksen Takımı'nın Dünya merkezli referans sistemi içerisindeki konumlandırılması ve yerel yatay düzlem ile ilişkisi Şekil 3.1'de verilmiştir.



Şekil 3.1 Senaryo Eksen Takımı Tanımlaması (Farrell 2008'den alınarak özelleştirilmiştir)

SET eksen takımının ECEF referans sistemi ile dönüşüm ilişkileri, görev başlangıcındaki konum ve yönelim bilgileri kullanılarak tanımlanmakta olup ilgili dönüşüm matrisleri sonraki alt bölümde sunulacaktır.

3.1.2 Ateşleme eksen takımı (F)

Füze özelinde seyrüsefer hata bileşenlerinin daha sezgisel ve görev boyunca hata bileşenlerinin daha doğrudan yorumlanabilmesi için ise SET'e benzer yapıda ancak farklı bir orijin ve ilk yönelim ile sabitlenebilen ikinci bir referans sistemi tanımlanmıştır. Bu referans sistemi Ateşleme Eksen Takımı (F) olarak adlandırılmıştır.

F eksen takımının orijini, füzenin uçuşa başladığı andaki konum olarak tanımlanır. Karadan atış senaryolarında bu nokta mevzi konumu iken havadan atış senaryolarında füzenin taşıyıcı platformdan ayrıldığı bırakma konumunu ifade etmektedir. SET'ten farklı olarak F eksen takımı, lider İHA'nın başlangıç koşullarına değil, doğrudan ilgili füzenin görev başlangıç anına sabitlenmektedir.

Bir senaryoda birden fazla füze bulunması durumunda, her füze için ayrı bir Ateşleme Eksen Takımı tanımlanabilmektedir. Bu durumda F eksen takımının konumu ve yönelimi, ilgili füzenin hangi İHA unsuru tarafından ve hangi koşullar altında bırakıldığına bağlı olarak belirlenmektedir. Dolayısıyla senaryo kapsamında tek bir SET tanımlanırken, Ateşleme Eksen Takımı sayısı bırakılan füze sayısı kadar olabilmektedir.

F eksen takımının yönleri görev geometrisi esas alınarak belirlenmiştir:

- X_f eksen, bırakma noktasından hedef doğrultusuna paralel ve yerel yatay düzlem içerisinde tanımlanmıştır.
- Y_f eksen, sağ el kuralına uygun olarak yerel yatay düzlemde X_f 'ye dik olacak şekilde seçilmiştir.
- Z_f eksen ise yerel düşey doğrultuda aşağı yönlü tanımlanmıştır.

F eksen takımının tanımlanmasının temel amacı, füze seyrüsefer hatalarının görev bağlamında daha hızlı ve analitik olarak yorumlanabilmesini sağlamaktır. Özellikle menzilce ve yükseklikçe hata büyümesi, yanca sapmanın zamanla değişim karakteristiği, ilk hizalama hatalarının ve AÖB parametrelerinin etkileri; F eksen takımı altında

doğrudan fiziksel anlam taşımaktadır. Bu durum, ataletsel hata büyümesinin hangi eksen boyunca baskın hale geldiğinin ve hangi hata parametrelerinin performansı sınırladığının daha sezgisel biçimde değerlendirilmesine imkân vermektedir.

SET ile karşılaştırıldığında, F eksen takımı çoklu unsur geometrisini değil, füze özelinde görev doğrultusuna hizalanmış hata analizini incelemektedir. Özellikle senaryo başlangıcı ile füze ateşleme anının farklı olduğu ya da lider İHA dışındaki bir unsurdan füze bırakılması gibi durumlarda, SET ve F eksen takımları ayrışmakta, farklı analitik referans çerçeveler ortaya çıkmaktadır. Bu ayrım, görev mimarisinin farklı fazlarının sistematik biçimde incelenebilmesine olanak sağlamaktadır.

3.1.3 ECEF ile SET/F arasındaki dönüşüm

ECEF eksen takımında tanımlı herhangi bir vektörün SET veya F eksen takımlarında ifade edilebilmesi ya da tersine dönüşüm yapılabilmesi için uygun dönüşüm matrislerinin tanımlanması gerekmektedir.

ECEF eksen takımında ifade edilmiş bir büyüklük $\gamma \in \{s, f\}$ eksen takımında Eşitlik (3.1)'de verildiği gibi ifade edilebilir.

$$\mathbf{X}_{\beta\alpha}^{\gamma} = \mathbf{C}_e^{\gamma} \mathbf{X}_{\beta\alpha}^e \quad (3.1)$$

Burada:

- $\mathbf{X} \in \{\Delta\mathbf{r}, \mathbf{v}, \boldsymbol{\psi}\}$ olup, $\mathbf{X}_{\beta\alpha}^e$, α eksen takımının β referans eksen takımına göre olan konum farkı, hız veya yönelim büyüklüğünün ECEF (e) eksen takımında ifade edilmiş halini temsil etmektedir.
- $\alpha, \beta \in \{i, n, b\}$ olup bu eksen takımlarının tanımları Çizelge 2.1'de verilmiştir.
- $\gamma \in \{s, f\}$ sırasıyla Senaryo Eksen Takımı'nı ve Ateşleme Eksen Takımı'nı ifade etmektedir.

ECEF ile γ eksen takımı arasındaki dönüşüm matrisi eşitlik (3.2)'teki gibi tanımlanmaktadır:

$$\mathbf{C}_e^\gamma = \mathbf{C}_\gamma^{eT} = [\mathbf{C}_n^e \mathbf{C}_\gamma^n]^T. \quad (3.2)$$

Burada $\mathbf{C}_n^e$, Yerel Navigasyon eksen takımı ile Dünya eksen takımı arasındaki (NED $\leftrightarrow$ ECEF) dönüşüm matrisidir. Genel formu Taşan (2019)'dan alınmış olup, bu tez kapsamında özelleştirilen eksen takımları platform ile birlikte hareket etmediğinden dönüşümde kullanılan orijin parametreleri sabit başlangıç değerleri olarak kabul edilir.

$$\mathbf{C}_n^e = \begin{bmatrix} -\sin L_0 \cos \lambda_0 & -\sin \lambda_0 & -\cos L_0 \cos \lambda_0 \\ -\sin L_0 \sin \lambda_0 & \cos \lambda_0 & -\cos L_0 \sin \lambda_0 \\ \cos L_0 & 0 & -\sin L_0 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Burada L_0 ve λ_0 ; Orijin olarak seçilen başlangıç noktasının sırası ile enlem ve boylam değerlerini ifade etmektedir. F eksen takımı için bu değerler füzenin bırakıldığı andaki konuma, SET için ise Referans İHA'nın görev başlangıç konumuna karşılık gelmektedir.

$\mathbf{C}_\gamma^n$ ise SET veya F eksen takımı ile NED eksen takımı arasındaki dönüşümü tanımlamaktadır. Bu dönüşüm, yerel yatay düzlemde X_γ ekseninin hangi doğrultuda seçildiğine bağlı olarak belirlenmektedir.

$$\mathbf{C}_s^n = \begin{bmatrix} \cos \psi_0 & -\sin \psi_0 & 0 \\ \sin \psi_0 & \cos \psi_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Burada ψ_0 ; Başlangıç yönelim açısını ifade etmektedir. F eksen takımı için bu değer füzenin bırakılma anındaki yönelim açısına, SET için ise lider İHA'nın görev başlangıç yönelimine karşılık gelmektedir.

Bu yapı ile ECEF, NED, SET ve F eksen takımları arasında tutarlı ve sabit başlangıç parametrelerine dayalı dönüşüm ilişkileri tanımlanmış olmaktadır. Dönüşümün NED

üzerinden kurulması, yerel yatay düzleme dayalı görev yöneliminin açık biçimde tanımlanmasına ve başlangıç coğrafi koordinatlarının doğrudan kullanılmasına imkân vermektedir.

3.2 Çok Unsurlu Senaryo Altyapısı

3.2.1 İHA kinematik modeli

Tez kapsamında oluşturulan benzetim ortamında, çoklu unsur senaryolarının üretilmesi amacıyla sabit kanatlı İHA'lar için kinematik bir hareket modeli gerçekleştirilmiştir. Matlab araçları ile üretilen hazır rota verilerinin referans model olarak kullanılmasının yeterli hassasiyeti sağlamayacağı değerlendirilmiş; bunun yerine başlangıç durumları ve manevra girdileri üzerinden sürekli zamanlı bir hareket üretim mekanizması kurgulanmıştır.

Gerçeklenen model, verilen başlangıç konum, hız ve yönelim değerlerinden hareketle uçuşu sürdürmekte; belirlenen zaman aralıklarında uygulanan ivme ve açısal dönüş girdileri ile rota şekillendirilmektedir. Bu yapı hem deterministik görev profillerinin hem de parametrik manevra senaryolarının oluşturulmasına imkân sağlamaktadır. Modelde tüm İHA unsurları belirli bir ilk formasyonunda konumlandırılmakta ve önceden tanımlanmış zamanlarda yatışla dönüş manevraları gerçekleştirerek formasyonlarını dinamik olarak değiştirebilmektedir.

Modelin girdileri aşağıdaki gibidir:

- Başlangıç enlem, boylam ve yükseklik: (L_0, λ_0, h_0) ,
- Başlangıç hız vektörü: $(\mathbf{v}_{0_{eb}}^n)$,
- Başlangıç yönelim (Euler açıları): $(\varphi_0, \theta_0, \psi_0)$,
- Başlangıç ivme ve açısal hız değerleri: $(\mathbf{f}_{0_{ib}}^b, \boldsymbol{\omega}_{0_{ib}}^b)$,
- Zamana bağlı ivme ve açısal dönüş girdileri $(\mathbf{f}_{ib}^b(t), \boldsymbol{\omega}_{ib}^b(t))$.

Her örnekleme anı için üretilen İHA modeli çıktıları Çizelge 3.1’de verilmiştir.

Çizelge 3.1 İHA modeli referans çıktıları

Model Değişken İsmi	Birimi	Tanımı
IMU_Gyr_rad	rad/s	Dönüölçer referans ölçümleri (ω_{ib}^b)
IMU_Acc_mps2	m/s ²	İvmeölçer referans ölçümleri (f_{ib}^b)
Pos_LatLon_rad	rad	Coğrafik enlem (L) ve boylam (λ)
Pos_Alt	m	Elipsoit yükseklik (h)
Pos_Ecef	m	ECEF Konum (r_{eb}^e)
Pos_S	m	SET Konum (r_{eb}^s)
Vel_Ned	m/s	NED Hız (v_{eb}^n)
Vel_Ecef	m/s	ECEF Hız (v_{eb}^e)
Vel_S	m/s	SET Hız (v_{eb}^s)
EulerAngles_rad	rad	Euler Açıları (ψ_{nb}^n) : ($[\varphi, \theta, \psi]$)

Bu yapı sayesinde oluşturulan rota, yalnızca konum ve hız profili üretmekle kalmamakta; aynı zamanda ilgili senaryo için referans AÖB verisinin de tutarlı biçimde elde edilebilmektedir. Böylece seyrüsefer algoritmalarının performansı, referans doğrultusunda hata analizleri ile değerlendirilebilmektedir.

3.2.2 Rota planlama mekanizması

Anlatılan kinematik modelde İHA unsurları yatışlı dönüş (ing. Bank to turn) gerçekleştirebilmektedirler. Farklı sayıda İHA unsurunun bulunduğu senaryoların üretiminde, farklı manevra profillerinin oluşturulabilmesi ve formasyonların planlanabilmesi amacıyla zamana bağlı bir yatış planlama fonksiyonu tanımlanmıştır. Bu fonksiyon, yatış manevrasının başlangıç ve bitiş açıları arasında süreksizlik oluşturmadan geçiş yapılmasını sağlayacak biçimde tasarlanmıştır. Böylece her bir unsur için farklı zamanlarda farklı keskinliklerde yatışlar planlanarak, girilen ilk konum ve hızlar vasıtası ile tanımlanan formasyonun programlı bir şekilde değiştirilmesine olanak tanınmaktadır. İHA’nın baş açısını değiştirmek üzere yapacağı her bir yatış manevrası için Çizelge 3.2’de verilen fonksiyon girdilerinden oluşan bir satır oluşturulmaktadır. Her bir satır

benzetim içerisinde zamanı geldiğinde koşarak İHA'nın yatış açısını sürekliliği bozmadan değiştirmekte ve dönüş yapmasını sağlamaktadır.

Çizelge 3.2 Rota planlama fonksiyonunun girdileri

Girdi Adı	Simge	Birimi	Tanımlı Aralık	Açıklama
$wp_event_duration$:	—	s	$[0 - \infty]$	İlgili yatış açısında ne kadar kalınacağı
$wp_initial_roll$:	ϕ_{ilk}	°	$[-45 - 45]$	Yatış manevrası öncesi yatış açısı
wp_final_roll :	ϕ_{son}	°	$[-45 - 45]$	Yatış manevrası sonrası yatış açısı
wp_man_time :	t_m	s	$[1 - 10]$	Yatış manevrasının süresi
$wp_man_sharpness$:	κ	—	$[1 - 4]$	Yumuşak geçiş fonksiyonunun sertliği

Yatış manevrasını gerçekleştiren yumuşak geçiş fonksiyonu (3.5)'de verildiği biçimde tanımlanmaktadır:

$$\phi_{out}(t) = \lambda(t) \phi_{son} + (1 - \lambda(t)) \phi_{ilk} . \quad (3.5)$$

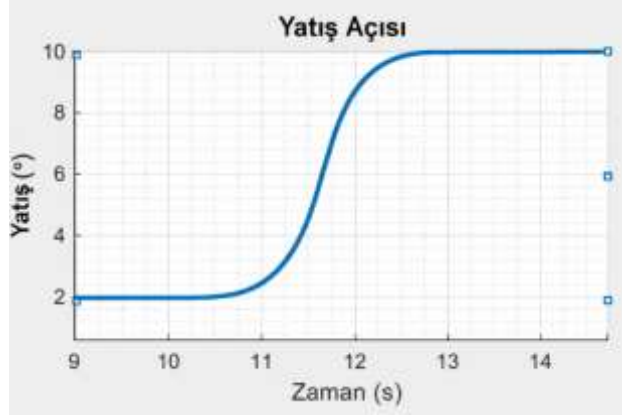
Burada $\lambda(t)$, geçişin tetiklenmesinden itibaren geçen zamana bağlı olarak değişen ağırlık katsayısıdır ve denklem (3.6)'daki gibi hesaplanır.

$$\lambda(t) = \begin{cases} \frac{[\tan \xi(t)]^\kappa}{2}, & t \leq \frac{t_m}{2} \\ 1 - \frac{[\tan \xi(t)]^\kappa}{2}, & t > \frac{t_m}{2} \end{cases} \quad (3.6)$$

Burada κ geçiş sertliğini tanımlayan parametreyi, t_m manevra süresini, $\xi(t)$ ise lineer geçiş fonksiyonunu temsil etmekte olup eşitlik (3.7)'te verildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$\xi(t) = \begin{cases} \frac{45\pi}{180} t, & t \leq \frac{t_m}{2} \\ \frac{\pi}{2} - \frac{45\pi}{180} t, & t > \frac{t_m}{2} \end{cases} \quad (3.7)$$

Bu yapı, farklı yatış açıları arasında süreksiz hız değişimi oluşturmada yumuşak geçiş sağlamakta ve İHA manevralarının fiziksel olarak tutarlı biçimde modellenmesine imkân vermektedir. Örnek olarak 10 ile 13. saniyeler arasında 0° yatış açısından 10° yatış açısına doğru yapılan bir manevra için açının değişimi Şekil 3.2’de verilmiştir.



Şekil 3.2 Yumuşak geçiş fonksiyonu çıktısı

3.2.3 Füze kinematik modeli

Çalışmanın erken aşamalarında füze uçuşunun modellenmesi amacıyla altı serbestlik dereceli (6DOF) dinamik bir model kullanılmıştır. Bu model, aerodinamik kuvvetler, yerçekimi etkisi, kütle ve atalet özelliklerini içeren yüksek doğruluklu bir referans uçuş üretimi sağlamaktadır.

Ancak tez kapsamında gerçekleştirilen yoğun MC analizlerinde, her koşum için 6DOF dinamik çözüm gerçekleştirilmesi hesaplama süresini önemli ölçüde artırmaktadır. Bu nedenle, yüksek doğruluklu 6DOF model kullanılarak üretilmiş referans uçuş verileri önceden kaydedilmiş ve deterministik referans veri seti olarak kullanılmıştır.

Bu yaklaşımda, füzenin bırakıldığı konuma ve başlangıç yönelimine bağlı olarak referans konum, hız ve yönelim büyüklükleri uygun dönüşümler ile yeniden konumlandırılmakta ve görev senaryosuna uyarlanmaktadır. Böylece her MC koşumunda fiziksel olarak tutarlı, ancak hesaplama açısından verimli bir referans uçuş üretimi sağlanmaktadır.

Referans konum ve hız büyüklükleri kullanılarak, Groves (2013)’te verilen ECEF tabanlı kinematik eşitlikler (*Kinematics_ECEF.m* fonksiyonunda sunulan yapı) aracılığıyla ideal AÖB çıktıları yeniden üretilmektedir. Bu şekilde elde edilen AÖB verileri hata

sız referans ölçüm olarak kabul edilmekte, daha sonra ilgili sensör hata modelleri eklenerek seyrüsefer algoritması beslenmektedir. Kinematik model kullanılarak füze unsurları için hesaplanan referans yörünge verileri ve ilgili her türlü dönüşümde kullanılmak üzere hatasız dönüşüm matrisleri Çizelge 3.3’te verilmiştir.

Çizelge 3.3 Hesaplanan referans füze yörünge verileri

Model Değişken İsmi	Tanımı
flight_time	Uçuş zamanı (t)
Pos_F	Ateşleme ekseninde konum ($\mathbf{r}_{eb}^f$)
Vel_F	Ateşleme ekseninde hız ($\mathbf{v}_{eb}^f$)
Pos_Ecef	ECEF Konum ($\mathbf{r}_{eb}^e$)
Vel_Ecef	ECEF Hız ($\mathbf{v}_{eb}^e$)
Pos_LatLon_rad	Coğrafik enlem (L) ve boylam (λ)
Pos_Alt	Elipsoit yükseklik (h)
Vel_Ned	NED Hız ($\mathbf{v}_{eb}^n$)
EulerAngles_rad	Euler Açıları ($\boldsymbol{\psi}_{nb}^n$) : ($[\varphi, \theta, \psi]$)
flight_flag	Füze bırakıldı bayrağı
Cb2n	B’den NED’e dönüşüm matrisi ($\mathbf{C}_b^n$)
Ce2n	ECEF’ten NED’e dönüşüm matrisi ($\mathbf{C}_e^n$)
Cf2e	F’ten NED’e dönüşüm matrisi ($\mathbf{C}_f^e$)
Cb2e	B’den ECEF’e dönüşüm matrisi ($\mathbf{C}_b^e$)

Bu yöntem sayesinde:

- Yüksek doğruluklu bir referans uçuş korunmakta,
- MC analizlerinde hesaplama maliyeti azaltılmakta,
- Referans ve tahmin sonuçları aynı dinamik çerçevede karşılaştırılabilmektedir.

Gerçekleştirilen doğrulama analizlerinde, doğrudan 6DOF çözüm kullanılarak elde edilen sonuçlar ile referans veri setinden yeniden üretilen AÖB çıktıları üzerinden yürütülen seyrüsefer çözümü karşılaştırılmış ve aradaki farkın tez kapsamında incelenen hata seviyelerini etkilemeyecek mertebede olduğu gösterilmiştir (Bkz. EK-1). Bu doğrulama sonrasında hesaplama verimliliği açısından referans veri tabanlı yaklaşım tercih edilmiştir.

Bu çalışmanın temel amacı füze uçuş dinamiğinin kapalı döngü kontrol performansını incelemek değil, seyrüsefer doğruluğunu ve hata yayılım karakteristiğini analiz etmektir. Bu nedenle füzenin kapalı çevrimde üretilen seyrüsefer çözümüne dinamik tepki vermesi modellenmemiştir. Referans uçuş deterministik olarak tanımlanmış ve seyrüsefer algoritmasının bu referans üzerinde ne mertebede hata ürettiği incelenmiştir.

MC analizlerinde farklı AÖB hata parametreleri kontrollü biçimde çeşitlendirilmiş ve seyrüsefer algoritmasının bu referans uçuş üzerindeki performansı istatistiksel olarak değerlendirilmiştir. MC altyapısının detayları Bölüm 3.5'te sunulmaktadır.

3.3 Sensör ve Hata Modellemesi

Bu bölümde, çok unsurlu senaryo kapsamında kullanılan sensör modelleri ve bu sensörlere ait hata temsilleri sunulmaktadır. Bölüm 3.2'de tanımlanan referans uçuş ve kinematik modeller, hatasız durum büyüklüklerini üretmektedir. Gerçekçi bir seyrüsefer çözümü elde edebilmek amacıyla bu referans büyüklükler üzerine sensör karakteristiğini temsil eden stokastik hata modelleri eklenmiştir.

Çalışma kapsamında iki temel ölçüm kaynağı ele alınmaktadır: AÖB verileri ve unsurlar arası mesafe ile mesafe değişim hızı ölçümleri. Ataletsel ölçümler seyrüsefer çözümünün öngörü aşamasını oluştururken, unsurlar arası ölçümler güncelleme aşamasında kullanılmaktadır.

Mesafe ve mesafe deęişim hızı ölçümleri bu tez kapsamında önerilen yöntemin temel gözlem mekanizmasını oluşturmaktadır. Bu ölçümlerin fiziksel üretim modeli ve hata temsilleri bu bölümde tanımlanmakta olup, ölçümlere uygulanabilecek bozucu etkilerin modellenmesi ve test ortamının oluşturulmasına ilişkin detaylar Bölüm5'te ayrıca ele alınacaktır.

3.3.1 AÖB hata modeli

Bu tez kapsamında hem İHA hem de füze için ataletsel seyrüsefer çözümü, referans AÖB çıktılarının hata modelleri ile bozulması yoluyla oluşturulmuştur. İHA unsurlarına ait referans AÖB verileri Bölüm 3.2.1'de verilen kinematik model kullanılarak üretilmiş; füze unsurlarına ait referans veriler ise Bölüm 3.2.3'te açıklanan deterministik referans uçuş üzerinden ECEF tabanlı kinematik eşitlikler yardımıyla türetilmiştir. Elde edilen bu büyüklükler ideal (hatasız) ölçüm olarak kabul edilmiştir.

Gerçekçi bir sensör davranışı elde edebilmek amacıyla referans AÖB çıktıları üzerine literatürde yaygın olarak kullanılan stokastik hata modeli uygulanmıştır (Taşan 2019). İvmeölçer ve dönüölçer için kullanılan modeller sırasıyla Eşitlik (3.8) ve (3.9)'da verilmiştir.

$$\tilde{\mathbf{f}}_{ib}^b = \mathbf{b}_a + (\mathbf{I} + \mathbf{M}_a)\mathbf{f}_{ib}^b + \mathbf{r}\mathbf{w}_a \quad (3.8)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b = \mathbf{b}_g + (\mathbf{I} + \mathbf{M}_g)\boldsymbol{\omega}_{ib}^b + \mathbf{r}\mathbf{w}_g \quad (3.9)$$

Burada $\tilde{\mathbf{f}}_{ib}^b$ ve $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b$ sırasıyla modellenmiş hatalı ivmeölçer ve dönüölçer çıktılarıdır. $\mathbf{f}_{ib}^b$ ve $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ ise, kinematik hesaplar sonrasında elde edilen, hata eklenmemiş referans AÖB verilerini ifade etmektedir.

$\mathbf{r}\mathbf{w}_a$ ve $\mathbf{r}\mathbf{w}_g$ bileşenleri ise sensörlerin rastgele yürüyüş hatalarını ifade etmektedir. Bu hataların dinamięi Eşitlik (3.10) ve (3.11)'de verilmiştir.

$$r\mathbf{w}_a = \mathbf{w}_a \quad (3.10)$$

$$r\mathbf{w}_g = \mathbf{w}_g \quad (3.11)$$

Modelde yer alan terimler aşağıda tanımlanmıştır:

- $\mathbf{b}_a$: İvmeölçer sabit hata vektörü,
- $\mathbf{b}_g$: Dönüölçer sabit hata vektörü,
- $\mathbf{M}_a$: İvmeölçer ölçeklendirme hatası ve eksenel kaçıklıklar matrisi,
- $\mathbf{M}_g$: Dönüölçer ölçeklendirme hatası ve eksenel kaçıklıklar matrisi,
- $\mathbf{w}_a$: İvmeölçer rastgele yürüyüş sürecini besleyen beyaz gürültü bileşeni,
- $\mathbf{w}_g$: Dönüölçer rastgele yürüyüş sürecini besleyen beyaz gürültü bileşenidir.

Hata bileşenlerinin ayrıntılı matematiksel temsili Taşan (2019), Bölüm 2.1.5'te sunulmuştur.

Sabit hata, ölçeklendirme hatası ve eksenel kaçıklık hata terimleri deterministik olarak tanımlanmış olup benzetim boyunca sabit tutulmaktadır. Rastgele yürüyüş bileşenleri ise ayrık zamanda beyaz gürültü girdilerinin entegrasyonu ile elde edilmekte ve zamana bağlı stokastik sürüklenmeyi temsil etmektedir. Böylece hem kısa süreli yüksek frekanslı hata davranışı hem de uzun süreli sürüklenme etkileri modele dahil edilmiştir.

3.3.2 İHA ve füze unsurları için AÖB hata parametreleri

Bölüm 3.3.1'de verilen AÖB hata modeli hem İHA hem de füze unsurları için ortak olarak kullanılmıştır. Ancak her iki unsur için sensör doğruluk seviyeleri farklı kabul edilmiştir. Bu nedenle model yapısı aynı kalmakla birlikte hata parametreleri unsur bazında ayrı ayrı tanımlanmıştır.

İHA unsurlarında kullanılan AÖB parametreleri, taktik sınıftan daha iyi doğruluk seviyesini temsil edecek şekilde seçilmiş, ancak tam navigasyon sınıfı olarak

değerlendirilebilecek bir hassasiyet seviyesi tercih edilmemiştir. Bu tercih, İHA'ların senaryo kapsamında uzun süreli görev icra eden, yüksek değerli ve diğer unsurlara referans oluşturabilecek platformlar olarak kurgulanmış olmasından kaynaklanmaktadır.

Füze unsurlarında ise taktik sınıf seviyesinde AÖB parametreleri kullanılmıştır. Füzenin görev süresinin görece kısa olması ve seyrüsefer performansının ağırlıklı olarak başlangıç koşulları ile belirlenmesi nedeniyle daha yüksek doğruluk sınıfına ihtiyaç duyulmamıştır. Bu yaklaşım aynı zamanda müşterek seyrüsefer yapısının, daha düşük doğruluk seviyesindeki bir unsurun performansını diğer unsurlar yardımıyla ne ölçüde iyileştirebildiğini analiz edebilme imkânı sunmaktadır.

İHA ve füze unsurları modellenirken kullanılan AÖB hata parametreleri Çizelge 3.4'te verilmiştir.

Çizelge 3.4 İHA ve füze unsurlarında kullanılan AÖB hata parametreleri

Parametre Adı	İHA AÖB Hata Parametreleri	Füze AÖB Hata Parametreleri
Dönüölçer Sabit Hatası	0.5 °/saat	10 °/saat
Dönüölçer Ölçeklendirme Hatası	50 ppm	500 ppm
Dönüölçer Eksenel Kaçıklığı	50 µrad	0.3 mrad
Açısal Rastgele Yürüyüş Hatası	0.002 °/√saat	0.02 °/√saat
İvmeölçer Sabit Hatası	100 µg	X: 2 mg, Y ve Z: 1 mg
İvmeölçer Ölçeklendirme Hatası	100 ppm	300 ppm
İvmeölçer Eksenel Kaçıklığı	50 µrad	0.3 mrad
Hız Rastgele Yürüyüş Hatası	10 µg /√Hz	100 µg /√Hz

3.3.3 Uzaklık ve uzaklık değişimi ölçümleri için referans veri türetilmesi

Unsurlar arası uzaklık ve uzaklık değişim hızı ölçümlerinin referans değerleri, Bölüm 3.2.1 ve Bölüm 3.2.3'te verilen kinematik modellerin hatasız çıktıları kullanılarak elde edilmektedir. Senaryo kapsamında yer alan her unsur çifti için bu referans büyüklükler ayrı ayrı hesaplanmaktadır.

Seyrüsefer çözümünü iyileştirmek amacıyla kullanılması önerilen haberleşme tabanlı uzaklık ve uzaklık değişimi ölçümleri için bir ölçüm modeli tanımlanmıştır. Bu modele girdi oluşturacak referans uzaklık, unsurların ECEF eksen takımındaki hatasız konum vektörlerinden türetilmektedir. Ölçüm değeri ise referans uzaklığa stokastik hata eklenmesiyle oluşturulmaktadır.

Uzaklık ölçüm modeli Eşitlik (3.12) ve (3.13)'te verilmiştir.

$$\bar{\rho}_{bp} = \rho_{bp} + \tilde{\rho}_{bp} \quad p \text{ ve } b \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (3.12)$$

$$\rho_{bp} = \|\mathbf{r}_{ep}^e - \mathbf{r}_{eb}^e\| \quad \text{ve} \quad \tilde{\rho}_{bp} = N(0, \sigma_\rho^2) \quad (3.13)$$

Burada $\mathbf{r}_{e\alpha}^e$, α unsurunun ECEF eksen takımındaki hatasız konum vektörünü ifade etmektedir. p ve b indisleri iki farklı unsuru temsil etmekte olup, N senaryodaki toplam unsur sayısını göstermektedir. b indisi ölçümü hesaplayan unsuru, p indisi ise haberleşilen eş (ing.peer) unsuru ifade etmektedir.

$\tilde{\rho}_{bp}$ terimi, haberleşme tabanlı uzaklık ölçümüne eklenen stokastik hatayı temsil etmekte olup bozucu etkilerin ihmal edildiği durumda sıfır ortalamalı ve standart sapması σ_ρ olan normal dağılımlı bir rastgele değişken olarak modellenmiştir.

Benzer şekilde, unsur çiftleri arasındaki mesafe değişim hızı ölçümü Eşitlik (3.14) ve (3.15)'te tanımlanmıştır:

$$\bar{\dot{\rho}}_{bp} = \dot{\rho}_{bp} + \tilde{\dot{\rho}}_{bp} \quad p \text{ ve } b \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (3.14)$$

$$\dot{\rho}_{bp} = (\mathbf{v}_{ep}^e - \mathbf{v}_{eb}^e) \cdot \mathbf{u}_{bp}^e \quad \text{ve} \quad \tilde{\dot{\rho}}_{bp} = N(0, \sigma_{\dot{\rho}}^2). \quad (3.15)$$

Burada $\dot{\rho}_{bp}$, iki unsurun hız vektörleri farkının aralarındaki birim doğrultu vektörü ile iç çarpımı sonucu elde edilen gerçek mesafe kapanma hızını temsil etmektedir. Birim doğrultu vektörü $\mathbf{u}_{bp}^e$, Eşitlik (3.16)'da verildiği şekilde hesaplanmaktadır:

$$\mathbf{u}_{bp}^e = \frac{\mathbf{r}_{ep}^e - \mathbf{r}_{eb}^e}{\|\mathbf{r}_{ep}^e - \mathbf{r}_{eb}^e\|}. \quad (3.16)$$

$\tilde{\rho}_{bp}$ ise mesafe değişim hızı ölçümüne eklenen sıfır ortalamalı normal dağılımlı stokastik hata terimidir.

Bu bölümde tanımlanan uzaklık ve uzaklık değişimi ölçüm modelleri, Bölüm 4'te sunulacak olan örgü ağ tabanlı müşterek seyrüsefer mimarisinde ölçüm güncellemesi amacıyla kullanılmaktadır. Ölçümlerin durum uzay modeline entegrasyonu, ilgili gözlem denklemleri ve $\mathbf{H}$ matrisinin türetilmesi Bölüm 4 kapsamında ayrıntılı olarak verilecektir.

Öte yandan, burada bozucu etkiler ihmal edilerek normal dağılımlı basit bir hata modeli kullanılmıştır. Haberleşme kanalının paket kaybı, gecikme, ani sıçrama ve korelasyonlu bozulmalar gibi daha karmaşık davranışları ise filtre kararlılığı ve bütünlük analizi açısından ayrıca ele alınacaktır. Bu kapsamda geliştirilen genişletilmiş ölçüm bozma modeli Bölüm 5'te detaylandırılacaktır.

3.4 Benzetim Kurgusu ve Kaydedilen Veriler

Bu çalışma kapsamında geliştirilen benzetim ortamı, çoklu unsur içeren senaryolarda referans, ölçüm ve seyrüsefer büyüklüklerinin eş zamanlı olarak üretilebildiği modüler bir yapıda kurgulanmıştır. Her bir unsur için kinematik model çıktıları, referans AÖB verileri, sensör hata modelleri ve seyrüsefer çözümü tek bir senaryo akışı içerisinde bütünleşik olarak çalıştırılmaktadır.

Benzetim sırasında aşağıdaki veri grupları kaydedilmektedir:

- Referans konum, hız ve duruş büyüklükleri (ilgili her bir eksen takımına çevrilerek),
- Referans AÖB çıktıları,
- Hatalı sensör çıktıları,

- Seyrüsefer çözümünden elde edilen konum, hız ve duruş çıktıları,
- Kalman ile kestirilen hata durumları ve belirsizlik tahminleri,
- Unsurlar arası referans uzaklık ve uzaklık değişim hızı,
- Ölçüm modeli ile üretilen hatalı uzaklık ve uzaklık değişim hızı ölçümleri.

Bu kayıt yapısı sayesinde, her bir unsur ve unsur çifti için referans ve tahmin edilen büyüklükler doğrudan karşılaştırılabilmekte; hata büyümesi, ölçüm katkısı ve algoritma performansı tutarlı bir biçimde analiz edilebilmektedir. Loglanan veriler, senaryo unsuru sayısından bağımsız olacak şekilde yapılandırılmıştır.

3.5 Monte Carlo (MC) Altyapısı

Seyrüsefer mimarisinin farklı hata seviyeleri altındaki davranışını istatistiksel olarak değerlendirebilmek amacıyla çoklu koşum yapılabilecek bir benzetim altyapısı oluşturulmuştur. Bu altyapıda, AÖB hata parametreleri, ölçüm gürültüsü bileşenleri ve haberleşme kanalının rastgele bozulmasına için kullanılan parametreler aynen tekrar edilebilir şekilde, stokastik olarak üretilmekte; referans senaryo deterministik olarak sabit tutulmaktadır.

Bölüm 6’da detayları anlatılan farklı algoritmaların adil biçimde karşılaştırılabilmesi amacıyla, tüm rastgele değişkenlerin koşum numarasına bağlı olarak deterministik biçimde üretilmesini sağlayan bir yapı kurgulanmıştır. Bu kapsamda:

- Her bir MC koşumu için sabit bir rastgelelik tohumu (ing. seed) atanmış,
- Tüm hata üretim süreçleri (AÖB parametreleri, rastgele yürüyüş karakteristikleri, ölçüm gürültüsü, ölçüm bozma kurgusu vb.) bu tohum üzerinden türetilmiştir,
- Farklı yöntemler aynı koşum numarası ile çalıştırıldığında birebir aynı hata gerçekleştirmelerine maruz bırakılmıştır.

Bu yaklaşım sayesinde, yöntemler arasındaki performans farklarının rastgelelikten değil, doğrudan algoritmik yapıdan kaynaklandığı güvence altına alınmıştır. Böylece benzetimler arası tutarlılık sağlanmış ve yöntemler arasında istatistiksel açıdan karşılaştırılabilir bir değerlendirme ortamı oluşturulmuştur.

Her bir koşum sonunda konum, hız ve yönelim RMS hataları ile ölçüm güncelleme kararlarına ilişkin bilgiler kaydedilmiş; elde edilen dağılımlar üzerinden ortalama ve $\pm 1\sigma$ belirsizlik bantları hesaplanmıştır. Bu yapı, seyrüsefer performansının yalnızca ortalama hata üzerinden değil, dağılım karakteristiği üzerinden de incelenebilmesine imkân vermektedir.

4. ÇOK UNSURLU MÜŞTEREK NAVİGASYON MİMARİSİ

Bu bölümde, Bölüm 3'te tanımlanan benzetim ortamı ve ölçüm modelleri temel alınarak, çok unsurlu müşterek seyrüsefer sisteminin matematiksel ve algoritmik gerçekleşmesi sunulmaktadır. Tanımlanan mimari, ECEF eksen takımında kurgulanmış hata-durumlu bir doğrusallaştırılmış Kalman filtresi çerçevesinde ele alınmış; unsurlar arası uzaklık ve uzaklık değişimi ölçümlerinin durum uzay modeline entegrasyonu ayrıntılı olarak türetilmiştir. Ölçüm matrislerinin elde edilmesi, kovaryans matrisinin genişletilmesi ve eş unsur belirsizliklerinin ölçüm kovaryansına projeksiyonu gibi kritik adımlar açık biçimde ortaya konulmuştur.

Bu yapı, yalnızca ölçümlerin sisteme eklenmesini değil; çoklu unsur etkileşiminin hata yayılımı ve gözlenebilirlik üzerindeki etkilerinin matematiksel olarak analiz edilebilmesini mümkün kılmaktadır. Böylece önerilen müşterek seyrüsefer mimarisi, deterministik referans senaryo altında tanımlanan stokastik hata modelleri ile birlikte bütünsel bir çerçevede değerlendirilebilmektedir.

4.1 Genel Sistem Mimarisi ve Veri Akışı

Bu bölümde, çok unsurlu müşterek seyrüsefer sisteminin dağıtık algoritmik mimarisi ve unsurlar arası veri akışı tanımlanmaktadır. Önerilen yapıda her unsur, kendi hata-durumlu Kalman filtresini bağımsız olarak çalıştırmakta; diğer unsurlar ise bu filtre için dış ölçüm kaynağı olarak kullanılmaktadır. Böylece sistem merkezi bir birim gerektirmeksizin, tamamen dağıtık bir yapı altında çalışmaktadır.

Unsurlar arası etkileşim, haberleşme tabanlı uzaklık ve uzaklık değişimi ölçümleri üzerinden gerçekleştirilmektedir. Ancak ölçüm yalnızca ham mesafe bilgisinden ibaret değildir; ilgili unsur, kendi konum ve hız kestirimlerini, kovaryans bilgilerini ve geometrik kalite göstergelerini de (örneğin DOP benzeri metrikler) karşı tarafa iletmektedir. Bu bilgiler kullanılarak eş unsurun kestirim belirsizliği istatistiksel olarak

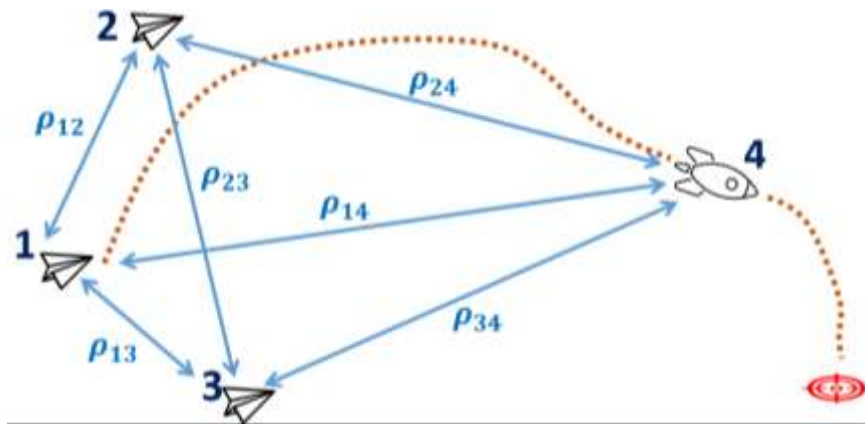
ölçüm uzayına yansıtılmakta ve güncelleme adımımda tekil bir “etkin ölçüm belirsizliği” elde edilmektedir.

Ölçüm güncellemeleri, zaman bölmeli çoklu erişim (TDMA) yaklaşımı ile sıralı olarak gerçekleştirilmektedir. Her zaman adımında yalnızca bir unsur çifti arasında ölçüm güncellemesi yapılmakta; ardından zaman güncellemesi uygulanarak bir sonraki eş unsur ile iletişime geçilmektedir. Yeterli haberleşme hızında bu yapı, geometrik olarak çoklu ölçüm etkisini zaman içerisinde bütünleştirmekte ve sistem kararlılığını korumaktadır.

Bu dağıtık mimari, ölçeklenebilir bir yapı sunmakta ve unsur sayısının artması durumunda merkezi hesap yükü oluşturmadan çalışabilmektedir.

4.1.1 “Örgü Ağ” yapısı

Kurgulanan örgü ağ (ing. Mesh Network – MNW) yapısının temel amacı, her bir unsurun kendi seyrüsefer çözümünü ve bu çözüme ait belirsizlik kestirimlerini diğer unsurlarla paylaşmasına imkân tanımaktır. Şekil 4.1’de dört unsurdan oluşan örnek bir örgü ağ yapısı gösterilmektedir. Bu yapıda her unsur, diğer tüm unsurlar ile doğrudan haberleşebilecek şekilde tam bağlı bir topoloji altında tanımlanmıştır. Dört unsur için toplam altı farklı ikili kombinasyon mümkündür: (1–2), (1–3), (1–4), (2–3), (2–4) ve (3–4). Şekilde her bir kombinasyon için uzaklık ölçümleri ρ_{ij} ile gösterilmiştir.



Şekil 4.1 Dört unsurlu bir ağ için haberleşme kurgusu (Taşan ve Akbulut 2025)

Her bir ikili haberleşme oturumunda, ilgili unsur çifti Çizelge 4.1’de verilen mesaj içeriğini karşılıklı olarak paylaşmaktadır. İletilen bu bilgiler; ölçülen uzaklık ve uzaklık değişimi değerlerinin yanı sıra, karşı unsurun konum ve hız kestirimleri ile bunlara ait belirsizlik büyüklüklerini içermektedir. Bu bilgiler, ölçüm güncelleme adımında karşı unsurun belirsizliğinin ölçüm uzayına yansıtılması suretiyle etkin ölçüm kovaryansının oluşturulmasında kullanılmaktadır.

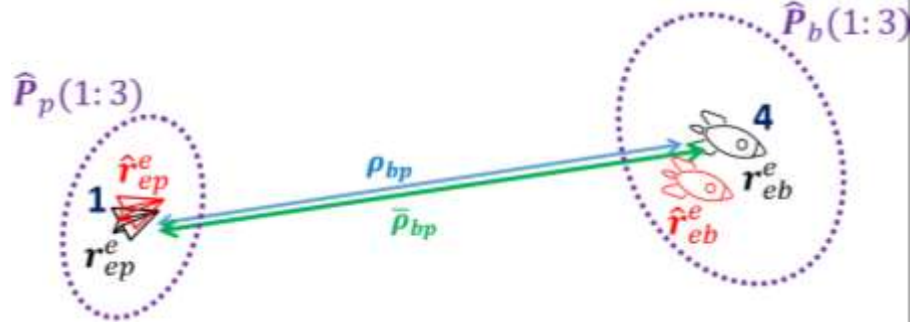
Çizelge 4.1 Örgü ağ mesaj içeriği

Veri İsmi	Birimi	Tanımı
MNW_upd_en	-	Unsurlar arası yeni bir haberleşme var bayrağı
MNW_peers	-	Haberleşen unsurların MAC adresleri $\{1, 2, \dots, N\}$
MNW_pr	m	Haberleşen unsurlar arası ölçülen uzaklık ($\bar{\rho}_{bp}$)
MNW_prr	m/s	Haberleşen unsurlar arası ölçülen uzaklık değişim hızı ($\bar{\rho}_{bp}$)
MNW_peer_pos_ecef	m	Haberleşen unsurların konum kestirimleri $[\hat{\mathbf{r}}_{ep}^e \ \hat{\mathbf{r}}_{eb}^e]$
MNW_peer_vel_ecef	m/s	Haberleşen unsurların hız kestirimleri $[\hat{\mathbf{v}}_{ep}^e \ \hat{\mathbf{v}}_{eb}^e]$
MNW_peer_pos_ecef_sigma	m	Haberleşen unsurların konum belirsizlik kestirimleri $[\hat{\mathbf{P}}_p(1:3) \ \hat{\mathbf{P}}_b(1:3)]$
MNW_peer_vel_ecef_sigma	m/s	Haberleşen unsurların hız belirsizlik kestirimleri $[\hat{\mathbf{P}}_p(4:6) \ \hat{\mathbf{P}}_b(4:6)]$
MNW_player_num	-	Senaryodaki MAC atanmış unsur sayısı (N)
MNW_DOP	-	Anlık formasyon için DOP hesapları

Haberleşme yapısı TDMA prensibine göre çalışmaktadır. Her zaman adımında yalnızca bir unsur çifti aktif olarak veri alışverişi yapmakta; diğer kombinasyonlar sıralı bir biçimde devreye girmektedir. Yeterli haberleşme frekansı altında bu sıralı güncelleme yapısı, tüm ikili kombinasyonların geometrik katkısının zaman içerisinde filtreye aktarılmasını sağlamaktadır. Önerilen mimari merkezi bir füzyon birimi gerektirmeksizin tamamen dağıtık çalışmakta ve unsur sayısının artması durumunda hesap yükü yerel olarak dağıtılmaktadır.

Şekil 4.2’de, Şekil 4.1’de verilen dört unsurlu örnek ağ yapısı içerisinde, 1 ve 4 numaralı unsurların haberleştiği bir zaman anı örneklenmiştir. Bu durumda filtreyi çalıştıran ve b

indisi ile gösterilen 4 numaralı unsur için, p indisi ile gösterilen 1 numaralı unsur ölçüm kaynağı olarak kullanılmaktadır.



Şekil 4.2 İki unsur arasındaki uzaklık ölçüm anının gösterimi

Burada ρ_{bp} , iki unsur arasındaki gerçek uzaklığı ifade etmekte olup Eşitlik (3.13)'te tanımlanmıştır. r_{eb}^e ve r_{ep}^e ifadeleri sırasıyla yerel unsurun ve eş unsurun hatasız konum bilgilerini göstermektedir (Çizelge 3.1 ve Çizelge 3.3). Bu büyüklükler mesaj içeriğinde doğrudan iletilmemekte, ölçüm üretim sürecinde kullanılan referans değerlerdir.

Mesaj içeriğinde iletilen $\bar{\rho}_{bp}$ hatalı uzaklık ölçümünü (Eşitlik (3.12)), $\hat{r}_{eb}^e$ ve $\hat{r}_{ep}^e$ unsurların konum kestirimlerini, $\hat{P}_b(1:3)$ ve $\hat{P}_p(1:3)$ ise ilgili konum kestirimlerine ait belirsizlik bileşenlerini temsil etmektedir.

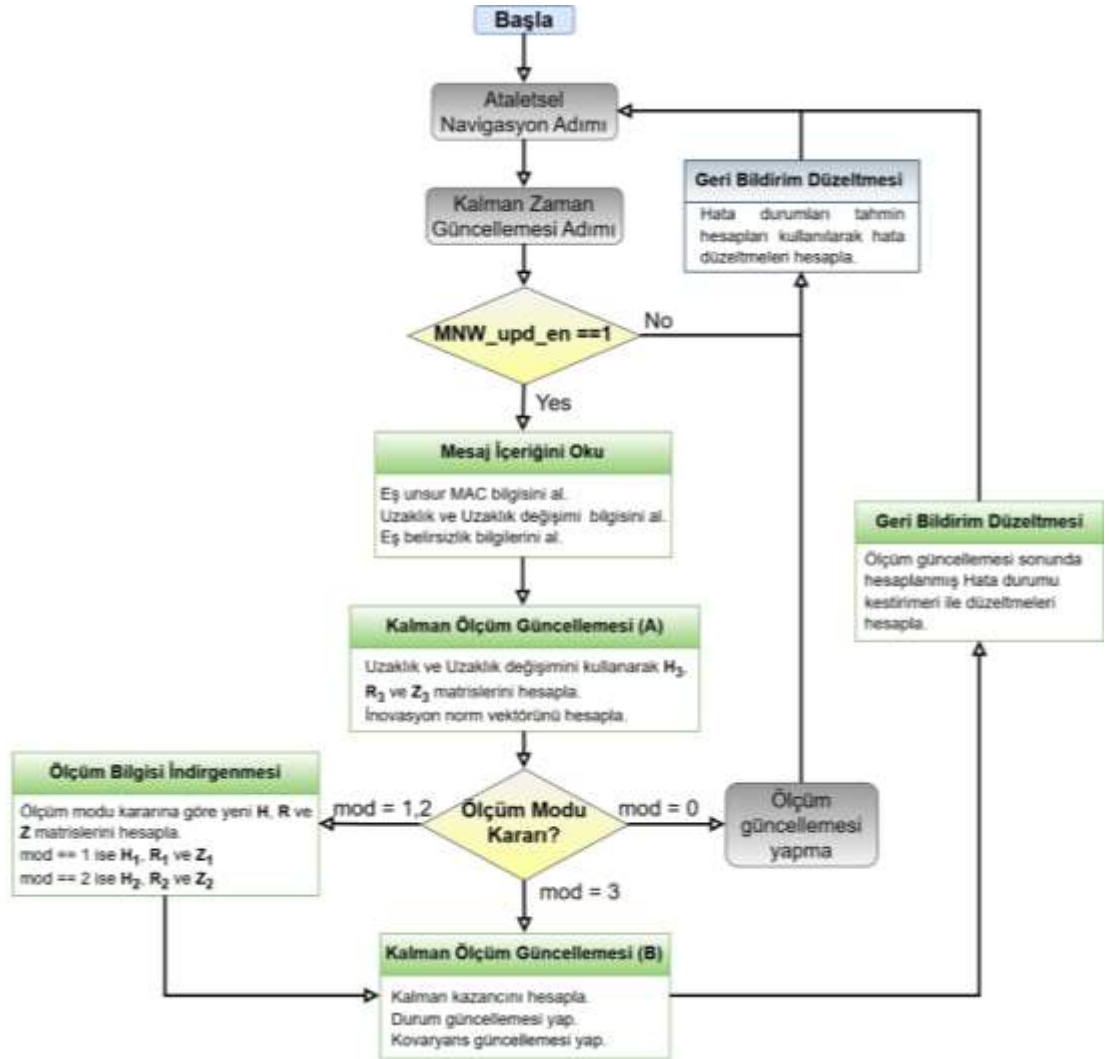
Bu örnek, örgü ağ yapısında uzaklık ölçümünün nasıl üretildiğini ve iletilen mesaj içeriği ile nasıl ilişkilendiğini somutlaştırmak amacıyla verilmiştir. Uzaklık değişim ölçümleri de benzer bir kurguya sahiptir. Bölüm 4.2'de bu mekanizma Kalman yapısı ile ilişkilendirilerek ayrıntılı biçimde ele alınacaktır.

4.1.2 Dağıtık veri akışı ve güncelleme döngüsü

Bu bölümde, örgü ağ yapısında unsurlar arası veri alışverişinin yerel hata-durumlu filtre döngüsüne nasıl entegre edildiği algoritmik bakış açısıyla özetlenmektedir. Ölçüm modelinin matematiksel formu ve filtre güncelleme denklemleri bir sonraki bölümde ayrıntılı olarak verilecektir.

Önerilen yapıda her unsur, kendi ataletsel mekanizasyonunu ve hata-durumlu Kalman filtresini bağımsız olarak çalıştırmaktadır. Filtre döngüsü sürekli olarak zaman güncellemesi adımı ile ilerlemekte; unsurlar arası haberleşme yalnızca ölçüm güncellemesi adımını tetikleyen bir mekanizma olarak görev yapmaktadır. Bu yaklaşımda herhangi bir merkezi füzyon birimi bulunmamakta, her unsur diğer unsurları yalnızca birer ölçüm kaynağı olarak değerlendirmektedir.

Şekil 4.3'te verilen akış diyagramı, tek bir unsur perspektifinden örgü ağ güncelleme akışını göstermektedir. Döngü, ataletsel seyrüsefer adımı ve buna bağlı Kalman zaman güncellemesi ile başlamaktadır. Bu aşamada sistem, yalnızca yerel AÖB verileri ile hata tahmini üretmektedir.



Şekil 4.3 Güncelleme akış diyagramı

Ardından *MNW_upd_en* bayrağı kontrol edilmektedir. Bu bayrağın sıfır olması durumunda, ilgili zaman adımıda hesaplama yapan unsur için yeni bir haberleşme bulunmadığı kabul edilmekte ve filtre yalnızca zaman güncellemesi ile çalışmaya devam etmektedir. Bayrağın 1 olması durumunda ise, mesaj içeriği okunarak ölçüm güncelleme süreci başlatılmaktadır.

Mesaj içeriğinden:

- Haberleşilen eş unsur kimliği (MAC adresi),
- Ölçülen uzaklık ve uzaklık değişim bilgileri,
- Eş unsura ait konum ve hız kestirimleri,
- Bu kestirimlere ait belirsizlik büyüklükleri

alınmaktadır. Bu bilgiler, ölçüm güncelleme adımıda kullanılmak üzere yerel filtre yapısına aktarılmaktadır.

Ölçüm modu seçimi bloğunda, mevcut ölçüm koşullarına bağlı olarak uygulanacak güncelleme stratejisi belirlenmektedir. Klasik Kalman tabanlı yöntemlerde ölçüm geçerliliği genellikle inovasyon büyüklüğüne dayalı eşik kontrolü ile değerlendirilmekte ve ölçümün tamamı filtreye dahil edilmekte ya da tamamen reddedilmektedir. Bu çalışmada ise ölçüm işleme yaklaşımı ikili kabul/ret mantığı ile sınırlandırılmamıştır. Bunun yerine, ölçüm bileşenlerinin yapısal olarak ayrıştırılabildiği ve güvenilirliği sınırlı olan kısımların filtreye etkisinin kontrollü biçimde azaltılabildiği çok modlu bir güncelleme mimarisi kurgulanmıştır.

Bu kapsamda, ölçümün tamamen kullanmamayı tercih etmek yerine, uygun görülen alt bileşenlerin veya indirgenmiş temsilinin kullanılması mümkün kılınmıştır. Böylece, bozucu etkiler altında dahi ölçümden tamamen vazgeçmeden, yararlanılabilir bilgi içeriğinin filtreye aktarılması sağlanmaktadır. Bu yaklaşım, özellikle unsurlar arası uzaklık ve uzaklık değişimi ölçümlerinde, formasyon geometrisinin zamana bağlı değişimi altında daha kararlı bir performans sunmaktadır.

Bunun ötesinde, ölçüm ayrıştırma mekanizması yalnızca kovaryans genişletme veya kazanç ayarlama yoluyla değil, karar düzeyinde müdahale edilebilecek bir mimari üzerine inşa edilmiştir. Böylece tüm yükün Kalman kazancı üzerinde bırakılması yerine, ölçüm işleme stratejisinin üst seviyede seçilebildiği bir yapı elde edilmiştir. Bu modüler karar katmanını, ilerleyen bölümlerde sunulan öğrenme tabanlı yöntemler için doğal bir entegrasyon noktası oluşturmaktadır. Bu çerçevenin ayrıntılı türetilmesi, ölçüm matrisinin hata-durumlu modele entegrasyonu ve indirgenmiş ölçüm temsillerinin filtre denklemleri içerisindeki karşılığı Bölüm 4.2’de sistematik biçimde verilecektir.

Bölüm 5’te detaylandırılan bozucu ölçüm modelleri, ölçümün hangi bileşenlerinin ne ölçüde güvenilir olduğunu sistematik biçimde analiz etmeye imkân tanımakta; Bölüm 6’da sunulan pekiştirmeli öğrenme ve diğer öğrenme tabanlı yaklaşımlar ise bu karar katmanını veri odaklı biçimde optimize etmeyi hedeflemektedir. Böylece önerilen mimari, klasik inovasyon temelli ölçüm eleme yöntemlerinin ötesine geçerek, kısmi bilgi kullanımına ve öğrenme tabanlı karar mekanizmalarına imkân sağlayan genişletilebilir bir çerçeve sunmaktadır.

4.2 Ölçüm Modelinin Filtreye Entegrasyonu

Bu bölümde, örgü ağ yapısında elde edilen uzaklık (ρ) ve uzaklık değişimi ($\dot{\rho}$) ölçümlerinin hata-durumlu filtre yapısına nasıl entegre edildiği matematiksel olarak sunulmaktadır. Ölçüm güncelleme adımı, her zaman yalnızca mevcut ve güvenilir olduğu değerlendirilen ölçüm bileşenleri kullanılarak gerçekleştirilir. Uzaklık ve uzaklık değişimi ölçümleri birlikte ya da ayrı ayrı güncellemeye dahil edilebilmekte; her iki ölçümün de güvenilir olduğu durumda eşzamanlı güncelleme yapılmakta, aksi halde yalnızca uygun görülen ölçüm bileşeni kullanılmaktadır.

4.2.1 Uzaklık ölçümü ile güncelleme

Örgü ağ yapısında, haberleşilen eş unsurdan alınan uzaklık ölçümü, doğrusal olmayan sistem modelinden elde edilen tahmin değeri ile karşılaştırılır. Ölçüm güncellemesinde kullanılacak ölçüm farkı (ing. residual) şu şekilde tanımlanır:

$$z_1 = \bar{\rho}_{bp} - \hat{\rho}_{bp} \quad (4.1)$$

$$\hat{\rho}_{bp} = \|\hat{\mathbf{r}}_{ep}^e - \hat{\mathbf{r}}_{eb}^e\| . \quad (4.2)$$

Burada $\bar{\rho}_{bp}$ ölçülen mesafeyi, $\hat{\rho}_{bp}$ ise sistem modelinden elde edilen tahmini mesafeyi ifade etmektedir.

$\hat{\mathbf{r}}_{eb}^e$, ilgili unsurun ECEF kesen takımındaki konum kestirimi, $\hat{\mathbf{r}}_{ep}^e$ ise eş unsurdan alınan mesajda bulunan, eşin kendi konum kestirimi bilgisidir. Bu iki pozisyon vektörü arasındaki farkın normu mesafe tahminini verir.

Uzaklık ölçümleri için kullanılan ölçüm matrisi şu şekilde tanımlanır:

$$\mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} (I_3 \hat{\mathbf{u}}_{bp}^e)^T & 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \end{bmatrix}_{3 \times 15} . \quad (4.3)$$

Burada $\hat{\mathbf{u}}_{bp}^e$, iki unsur arasındaki doğrultunun, ECEF eksen takımındaki birim vektörünü ifade eder:

$$\hat{\mathbf{u}}_{bp}^e = \frac{\hat{\mathbf{r}}_{ep}^e - \hat{\mathbf{r}}_{eb}^e}{\|\hat{\mathbf{r}}_{ep}^e - \hat{\mathbf{r}}_{eb}^e\|} . \quad (4.4)$$

Bu yapı, uzaklık ölçümünün hata-durum vektöründeki pozisyon hataları ile ilişkisini göstermektedir.

Ölçüm güncellemesinde kullanılan kovaryans terimi ise yalnızca sensör gürültüsünü değil, eş unsurun kestirim belirsizliğini de içermektedir. Bu nedenle etkin ölçüm kovaryansı aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$R_1 = \sigma_p^2 + \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{P}}_p(1,1) \\ \hat{\mathbf{P}}_p(2,2) \\ \hat{\mathbf{P}}_p(3,3) \end{pmatrix}^2 \cdot (\hat{\mathbf{u}}_{bp}^e)^2 \quad (4.5)$$

Bu denklemde, $\hat{\mathbf{P}}_{\text{peer}}(i, i)$ terimleri, eş unsurun kestirilen kovaryans matrisinin pozisyona karşılık gelen ilk üç elemanını ($i = 1, 2, 3$) temsil etmektedir. Bu terim ile $\hat{\mathbf{u}}_{bp}^e$ birim vektörünün bileşenlerinin skaler çarpımı, haberleşme doğrultusundaki konum kestirimi belirsizliğini tanımlar. Denklemde yer alan σ_p^2 terimi ise ölçüm gürültüsünün varyansını ifade etmekte olup, daha önce Eşitlik (3.13)'te tanımlanmıştır.

4.2.2 Uzaklık değişimi ölçümü ile güncelleme

Yalnızca uzaklık değişimi ölçümünün güvenilir olduğu durumlarda ölçüm farkı aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$z_2 = \bar{\rho}_{bp} - \hat{\rho}_{bp} \quad (4.6)$$

$$\hat{\rho}_{bp} = (\hat{\mathbf{v}}_{ep}^e - \hat{\mathbf{v}}_{eb}^e) \hat{\mathbf{u}}_{bp}^e. \quad (4.7)$$

Burada, $\hat{\mathbf{v}}_{eb}^e$ ve $\hat{\mathbf{v}}_{ep}^e$ sırasıyla ilgili unsurun ve eş unsurun tümleşik hız kestirimleridir. Bu iki hız vektörü arasındaki farkın, haberleşme hattı doğrultusundaki izdüşümü, mesafe kapanma hızı tahminini verir.

Sadece uzaklık değişimi güncellemesi için ölçüm matrisi şu şekilde ifade edilir:

$$\mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} 0_{1 \times 3} & \hat{\mathbf{u}}_{bp}^e{}^T & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} \end{bmatrix}_{1 \times 15}. \quad (4.8)$$

Ölçüm güncellemesinde kullanılan kovaryans terimi ise şu şekilde ifade edilir:

$$R_2 = \sigma_p^2 + \begin{pmatrix} \hat{P}_p(4,4) \\ \hat{P}_p(5,5) \\ \hat{P}_p(6,6) \end{pmatrix}^2 \cdot (\hat{\mathbf{u}}_{bp}^e)^2. \quad (4.9)$$

Yapı, uzaklık ölçümünde kullanılan modele benzerdir ve sistemin ölçüm yönündeki kestirim belirsizliklerini doğrudan yansıtarak filtre performansını artırmayı amaçlamaktadır.

4.2.3 Birleşik ölçüm güncellemesi

Her iki ölçümün de güvenilir olduğu durumda, ölçüm vektörü iki boyutlu olarak tanımlanır:

$$\mathbf{z}_3 = \begin{bmatrix} \bar{\rho}_{bp} - \|\hat{\mathbf{r}}_{ep}^e - \hat{\mathbf{r}}_{eb}^e\| \\ \bar{\rho}_{bp} - (\hat{\mathbf{v}}_{ep}^e - \hat{\mathbf{v}}_{eb}^e) \cdot \hat{\mathbf{u}}_{bp}^e \end{bmatrix}_{2 \times 1}. \quad (4.10)$$

Ölçüm güncelleme matrisi ise aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$H_3 = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{u}}_{bp}^e{}^T & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 9} \\ 0_{1 \times 3} & \hat{\mathbf{u}}_{bp}^e{}^T & 0_{1 \times 9} \end{bmatrix}_{2 \times 15}. \quad (4.11)$$

Her iki ölçümün birlikte kullanıldığı durumda R_1 ve R_2 kovaryans terimleri diyagonal bir matris halinde birleştirilerek R_3 oluşturulur:

$$\mathbf{R}_3 = \begin{bmatrix} R_1 & 0 \\ 0 & R_2 \end{bmatrix}. \quad (4.12)$$

Bu yapı hem uzaklık hem de uzaklık değişimi ölçüm belirsizliklerini birlikte filtreye entegre etmek için kullanılmakta ve ölçüm yönündeki kestirim belirsizliklerini dikkate alarak filtre güncellemesinin doğruluğunu artırmaktadır.

4.2.4 Ölçüm güncelleme modlarının karar yapısı

Bu bölümde tanımlanan ölçüm vektörleri, ölçüm matrisleri ve etkin kovaryans yapıları, ölçümlerin güvenilirlik durumuna bağlı olarak farklı güncelleme modlarında filtreye entegre edilmektedir. Ölçüm bileşenlerinin tamamının kullanılmadığı durumlarda dahi, mevcut ve güvenilir bilgi içeriğinin filtreye aktarılması hedeflenmiştir. Bu kapsamda kullanılan ölçüm güncelleme modları Çizelge 4.2’de özetlenmiştir.

Çizelge 4.2 Ölçüm güncelleme modları

$\bar{\rho}_{bp}$ Uygun	$\bar{p}_{bp}$ Uygun	Ölçüm Modu	Kullanılan H ve z	Ölçüm Güncellemesi
0	0	0	N/A	Ölçüm güncellemesi yok, sadece zaman güncellemesi
0	1	1	H_1, z_1 & R_1	Sadece uzaklık ölçümü güncellemesi
1	0	2	H_2, z_2 & R_2	Sadece uzaklık değişimi ölçümü güncellemesi
1	1	3	H_3, z_3 & R_3	Uzaklık ve değişimi için birlikte güncelleme

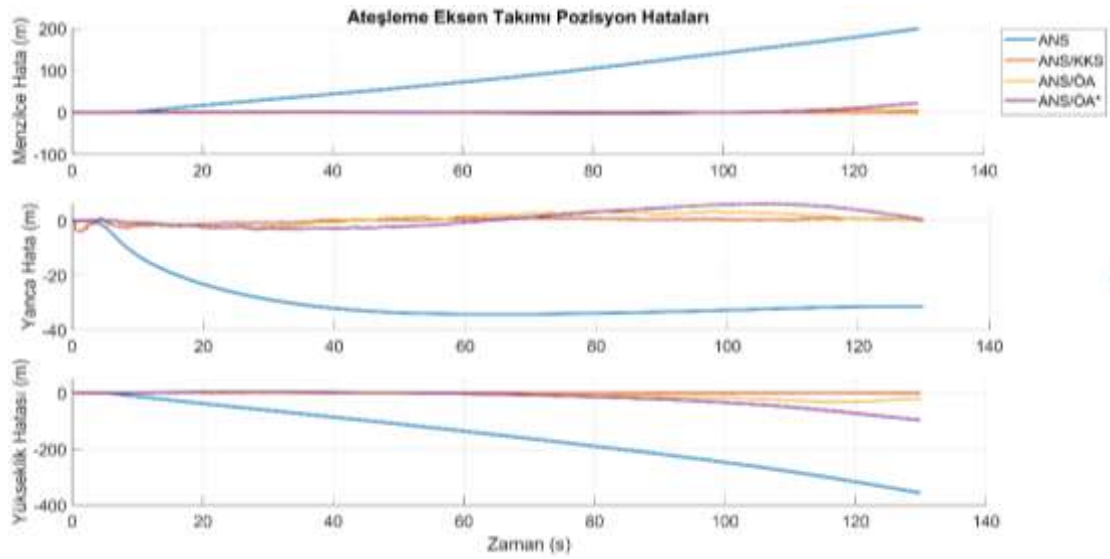
4.3 Görelî Örgü Ağ Ölçümlerinin Seyrüsefer Performansına Katkısı

Görelî ölçümlerin hata sınırlandırma etkisini gözlemlemek adına örgü ağdaki İHA unsurları ile ölçülen uzaklık ve uzaklık değişimi verileri seyrüsefere destek olarak kullanılmış ve karşılaştırmalı analizler gerçekleştirilmiştir. Bu analizlerde, Bölüm 7.1’de detayları verilen ve Şekil 7.2 ile sunulan formasyondaki İHA-1, İHA-2, İHA-3 ve İHA-4 unsurları kullanılmıştır.

Tek koşumluk benzetimler kapsamında, füzenin dört farklı durumda elde ettiği seyrüsefer performansı karşılaştırılmıştır. Bu durumlar; hiçbir dış ölçüm almadığı salt ataletsel çözüm (ANS), KKS destekli ataletsel çözüm (ANS/KKS) ve görelî ölçümler ile desteklenen çözümler (ANS/ÖA). ÖA destekli senaryo, İHA unsurlarının KKS erişimine sahip olduğu (ANS/ÖA) ve olmadığı (ANS/ÖA*) durumlar için tekrarlanmıştır. Böylece sadece füzenin KKS erişiminin olmadığı senaryo ile ortamda hiçbir unsur için KKS erişiminin olmadığı ve tüm unsurların sadece ÖA üzerinden seyrüsefer desteği aldığı senaryolar incelenmiştir.

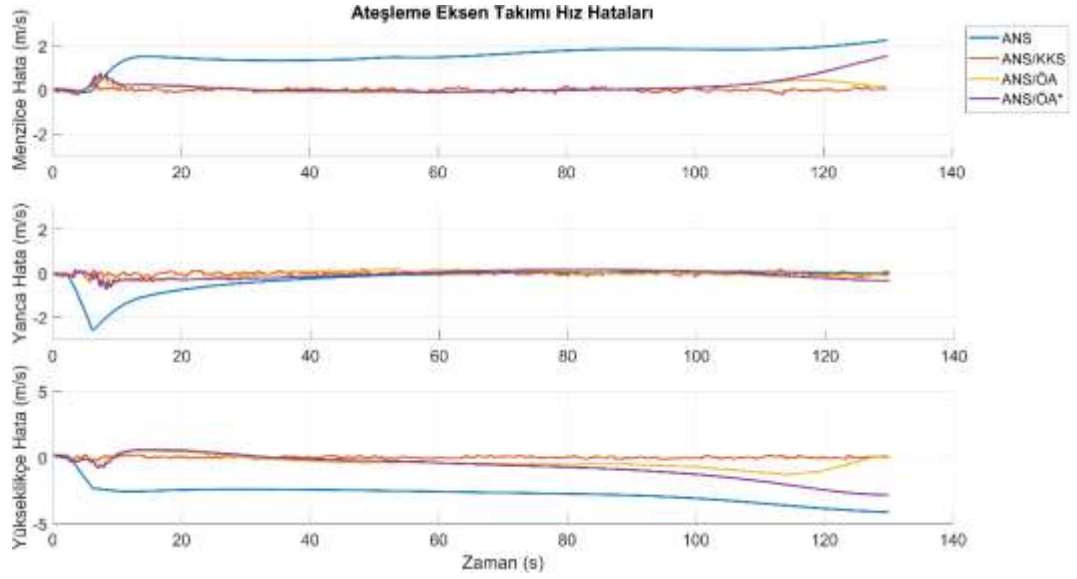
Bu benzetimler sonucunda füzenin konum, hız ve yönelim hatalarının uçuş boyunca zamanla değişimi hesaplanarak çizdirilmiştir. Ayrıca Kalman filtresinin uçuş boyunca kestirdiği ivmeölçer ve dönüölçer sabit hataları çizdirilerek farklı ölçüm metotları ile sabit hata kestirme performansları incelenmiştir.

Füze unsuru için ateşleme eksen takımında hesaplanan, uçuş zamanına bağlı konum hatası değişimleri Şekil 4.4'te verilmiştir.



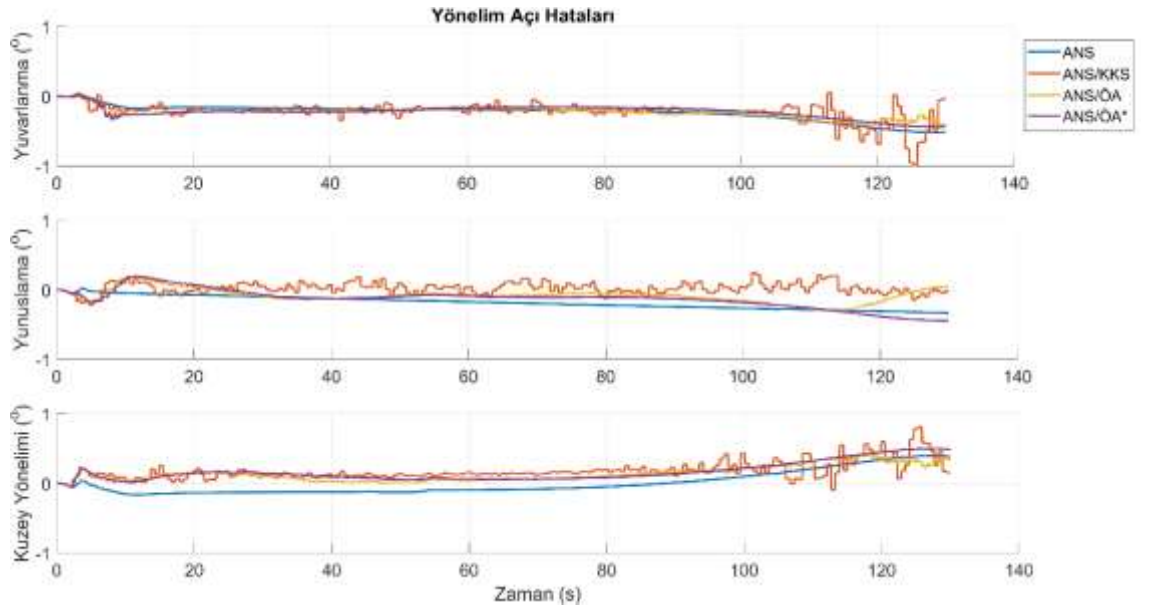
Şekil 4.4 Konum hatalarının uçuş boyunca karşılaştırılması

Konum hatalarının değişimi incelendiğinde, en büyük hatayı salt ataletsel algoritmanın yaptığı, KKS destekli algoritmanın ise beklendiği gibi en az hata biriktiren gözlenmiştir. Hataların dinamikliğin fazla olduğu menzile ve yükseklik eksenlerinde daha fazla olduğu gözlenmiştir. KKS desteği kadar olmasa da göreceli ölçümlerin konum hatalarını sınırlamakta güçlü bir etkisi olduğu görülmektedir. Benzer şekilde hız hatalarının zamanla değişimi Şekil 4.5'te verilmiştir.



Şekil 4.5 Hız hatalarının uçuş boyunca karşılaştırılması

Hız hatalarındaki değişim incelendiğinde, konum hatalarında elde edilen performans sıralamasının korunduğu görülmektedir. Ayrıca görelî ölçümlerin hata sınırlama etkisinin, KKS desteği ile elde edilen performansa yaklaşacak düzeyde olduğu gözlenmiştir. Yönelim hatalarının zamanla değişimi Şekil 4.6'da verilmiştir.



Şekil 4.6 Yönelim hatalarının uçuş boyunca karşılaştırılması

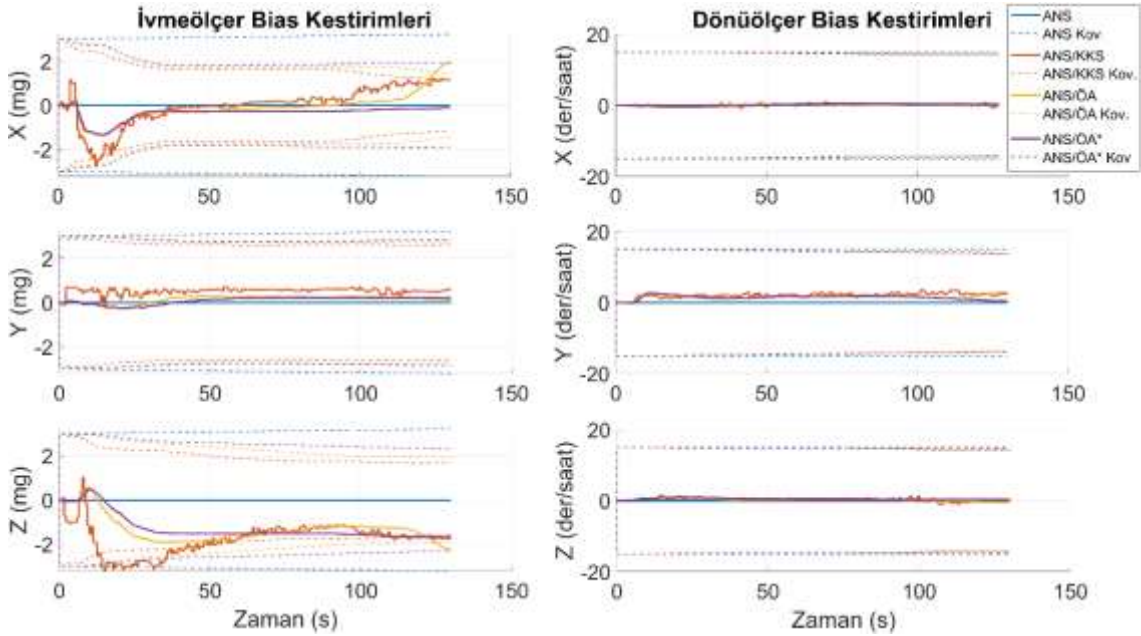
Farklı algoritmalar ile elde edilen yönelim açıları incelendiğinde, yöntemler arasındaki performans farklarının konum ve hız hatalarına kıyasla daha düşük seviyede kaldığı gözlenmiştir. Uçuş boyunca hesaplanan RMS hata değerleri ise Çizelge 4.3'te verilmiştir.

Çizelge 4.3 Farklı senaryolar için RMS hata karşılaştırmaları

	RMS Konum Hatası (m) ^[1]			RMS Hız Hatası (m) ^[1]			RMS Yönelim Hatası (°) ^[2]		
	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
ANS	104.4	30.2	187.3	1.60	0.56	2.84	0.26	0.20	0.16
ANS/KKS	1.1	0.4	0.9	0.07	0.07	0.07	0.19	0.07	0.13
ANS/ÖA ^[3]	2.0	2.1	14.3	0.18	0.15	0.57	0.25	0.13	0.18
ANS/ÖA* ^[4]	4.9	3.4	33.2	0.39	0.18	1.16	0.24	0.19	0.21

[1] X : Menzilce, Y : Yanca, Z : Yükseklikçe
[2] X : Yuvarlanma, Y : Yunuslama, Z : Kuzey Yönelimi
[3] İHA unsurlarının KKS erişiminin olduğu ve hatalarının sınırlı kaldığı senaryodur
[4] İHA unsurlarının da KKS erişiminin bulunmadığı ve hatalarının zamanla arttığı senaryodur

Kalman filtresinin farklı ölçüm modları için uçuş boyunca kestirdiği ivmeölçer ve dönüölçer sabit hataları Şekil 4.7'de veriliştir.



Şekil 4.7 Sabit hata kestirimlerinin uçuş boyunca karşılaştırılması

Salt ataletsel algoritma beklendiği gibi bir hata kestiremeyip her eksen ve sensör için başlangıç koşulu olan sıfır değerinde kalmıştır. Ölçüm güncellemesi yapılan ve sabit

hataların hesaplanabildiği algoritmalarda ise kestirimlerin belirsizlik (kovaryans) bantlarının içerisinde kaldığı gözlenmiştir. Dönüölçer sabit hatalarının yeterli gözlenebilirlik sağlanamadığı için kestirilemediği ve başlangıç koşulu etrafında seyrettiği gözlenmiştir.

ÖA görelı ölçümlerinin yapıldığı senaryolarda, İHA unsurlarının seyrüsefer doğruluğunun füze seyrüsefer sonuçlarını da etkilemekte olduğu görülmektedir. İHA unsurlarının KKS erişimine sahip olduğu durumda hataların sınırlı kaldığı, KKS erişiminin bulunmadığı durumda ise belendiğı gibi hataların biraz daha arttığı gözlemlenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, ÖA görelı ölçüleri ile desteklenen ataletsel çözümün, salt ataletsel çözüme kıyasla belirgin bir iyileşme sağladığını; ancak doğrudan konum güncellemesi içeren KKS destekli çözümün genel olarak en yüksek performansı sağladığı gözlemlenmiştir.

4.4 İnovasyon Tabanlı Ölçüm Güncelleme Mekanizması

Bir önceki bölümde ölçüm vektörünün oluşturulması, ölçüm matrislerinin tanımlanması ve eş unsur belirsizliğini de içeren genişletilmiş ölçüm kovaryans yapısının elde edilmesi açıklanmıştır. Bu bölümde ise, elde edilen ölçümlerin filtre güncelleme adımında nasıl değerlendirildiğı ve hangi koşullarda güncellemeye dahil edildiğı inovasyon temelli bir karar mekanizması çerçevesinde ele alınmaktadır.

Kalman filtresinde ölçüm güncellemesinin temelini inovasyon vektörü oluşturmaktadır. İnovasyon, ölçülen değeri ile sistem modelinden elde edilen tahmini ölçüm arasındaki fark olarak tanımlanır ve genel formda ifade edilir (4.13).

$$y = z - H\hat{X} \quad (4.13)$$

Bu çalışmada ölçüm vektörü, Bölüm 4.2’de tanımlanan mod yapısına bağılı olarak z_1 , z_2 veya z_3 biçiminde tanımlanmakta; ölçüm matrisi de buna karşılık gelen H_1 , H_2 veya H_3 yapısını almaktadır. Dolayısıyla inovasyon vektörünün boyutu seçilen ölçüm moduna bağılı olarak dinamik biçimde değişebilmektedir.

İnovasyonun istatistiksel özelliklerini değerlendirmek amacıyla inovasyon kovaryansı

$$\mathbf{S} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}, \quad (4.14)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. Burada $\hat{\mathbf{P}}$ durum kovaryans matrisini, $\mathbf{R}$ ise sensör gürültüsüne ek olarak eş unsurun kestirim belirsizliğini de içeren genişletilmiş ölçüm kovaryansını temsil etmektedir. Böylece ölçüm doğrultusundaki toplam belirsizlik, yalnızca ölçüm gürültüsünden değil, haberleşilen unsurun konum ve hız kestirim hatalarından da etkilenmektedir.

Ölçüm güvenilirliğinin değerlendirilmesinde yaygın olarak kullanılan skaler inovasyon normu ($\mathbf{y}^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{y}$) yerine, bu çalışmada bileşen bazlı normalize edilmiş inovasyon vektörü kullanılmaktadır:

$$\mathbf{y}^{norm} = \left| \frac{\mathbf{y}}{\sqrt{\text{diag}(\mathbf{S})}} \right|. \quad (4.15)$$

Bu ifade, inovasyon vektörünün her bir bileşeninin kendi istatistiksel belirsizliği ile normalize edilmesini sağlamaktadır. Böylece ölçüm bileşenleri (uzaklık ve uzaklık değişimi) ayrı ayrı değerlendirilebilmekte ve her bir bileşenin güvenilirliği bağımsız olarak incelenebilmektedir.

Geleneksel uygulamalarda ölçüm tutarlılığı çoğunlukla eşik temelli bir karar yapısı üzerinden değerlendirilmekte ve eşik aşımı durumunda ölçüm vektörü bütünüyle reddedilmektedir. Ancak bu çalışmada ölçüm vektörü tek blok halinde ele alınmamaktadır. Uzaklık ve uzaklık değişimi bileşenleri ayrı ayrı değerlendirilmekte; yalnızca güvenilir olduğu belirlenen bileşenler filtre güncellemesine dahil edilmektedir. Bu yaklaşım, ölçümün tamamen dışlanması yerine içerdiği bilgi miktarından azami ölçüde yararlanılmasını hedeflemektedir.

Dolayısıyla inovasyon temelli karar yapısı iki seviyede çalışmaktadır:

- Ölçüm bileşenlerinin ayrı ayrı normalize edilerek değerlendirilmesi,
- Geçerli bileşenlere karşılık gelen ölçüm matrisinin ve kovaryans yapısının yeniden düzenlenmesi.

Bu yapı sayesinde filtre güncellemesi tamamen atlanmak yerine, ölçümün kullanılabilir kısmı üzerinden gerçekleştirilebilmekte; böylece bozucu etkilerin sınırlı olduğu durumlarda filtre kararlılığı korunurken bilgi kaybı minimize edilmektedir. Bu yönüyle sunulan yapı, klasik inovasyon filtresinin genişletilmiş ve bileşen bazlı karar verebilen bir versiyonu olarak değerlendirilebilir.

Bununla birlikte, burada tanımlanan inovasyon tabanlı mekanizma deterministik ve eşik temelli bir karar çerçevesi sunmaktadır. Ölçüm bozucu etkilerinin zamana bağlı ve doğrusal olmayan karakteri dikkate alındığında, sabit eşik yapısının bazı senaryolarda yetersiz kalabileceği öngörülmektedir. Bu nedenle ilerleyen bölümlerde ölçüm modu seçim problemi veri odaklı yaklaşımlar çerçevesinde yeniden ele alınacaktır. Bölüm 5'te bozucu ortam modeli detaylandırılacak, Bölüm 6'da ise bu karar mekanizmasının öğrenme tabanlı genişletmeleri sunulacaktır.

5. ÖLÇÜM BOZULMA MODELİ VE GÜVENİLİRLİK PROBLEMİ

Önceki bölümde, dağıtık müşterek seyrüsefer mimarisi kapsamında ölçüm modelinin filtreye entegrasyonu ve inovasyon tabanlı ölçüm güncelleme mekanizması sunulmuştur. Bu yapı içerisinde, görelî ölçümler Kalman filtresine doğrudan entegre edilmekte ve ölçüm bileşenleri inovasyon büyüklükleri üzerinden değerlendirilerek filtre güncelleme sürecine dahil edilmektedir. Ancak bu yaklaşım, ölçümlerin istatistiksel özelliklerinin belirli varsayımlar altında tanımlandığı durumlar için geçerlidir.

Gerçek sistemlerde ise ölçüm hataları çoğu zaman yalnızca beyaz ve normal dağılımlı gürültü ile sınırlı değildir. Özellikle haberleşme tabanlı görelî ölçümlerin kullanıldığı çok unsurlu sistemlerde, kanal koşullarına bağlı olarak ölçüm kalitesi zamana bağlı olarak değişmekte ve standart Kalman filtre varsayımlarını ihlal eden çeşitli bozucu etkiler ortaya çıkmaktadır. Sinyal gücündeki azalmalar, çok yollu yayılım (ing. multipath), görüş hattı dışı koşullar ve paket kayıpları gibi faktörler ölçüm varyansının artmasına, sistematik hataların oluşmasına veya ölçümlerin tamamen kaybolmasına neden olabilmektedir. Bu tür etkiler, ölçüm hata dağılımının, uç değerlerin daha sık gözlemlendiği veya zamanla değişen bir karakter sergilemesine yol açmaktadır.

Bu durum, ölçüm hatalarının yalnızca ani ve belirgin sapmalar şeklinde değil, aynı zamanda zaman içerisinde kademeli olarak büyüyen ve başlangıçta fark edilmesi güç bir karakter sergilemesine neden olmaktadır. Bu durum, klasik eşik tabanlı yöntemlerle tespit edilmesi zor olan, ancak kestirim doğruluğunu zamanla bozabilen sinsi hata bileşenlerinin ortaya çıkmasına yol açmaktadır. Buna ek olarak, farklı fiziksel prensiplere dayanan ölçüm türleri aynı bozucu etkilerden farklı biçimlerde etkilenebilmektedir. Bu nedenle, farklı ölçüm bileşenlerinin eş zamanlı olarak bozulmaması ve her bir ölçümün farklı güvenilirlik seviyelerine sahip olması da olasıdır. Bu durum, ölçümlerin tek bir bütün olarak değerlendirilmesi yerine bileşen bazlı olarak ele alınmasını anlamlı kılmakta ve mevcut bilginin mümkün olan en etkin şekilde kullanılmasına olanak sağlamaktadır.

Bu koşullar altında, Kalman filtresinin ölçümlere atfettiği güvenilirlik ile gerçek ölçüm kalitesi arasında önemli farklılıklar oluşabilmektedir. Özellikle bozucu etkilerin

varlığında, inovasyon büyüklüğü yalnızca ölçüm gürültüsünü değil, aynı zamanda model dışı hataları da içermekte ve bu durum filtre güncellemesinin hatalı yönlendirilmesine neden olabilmektedir. Sonuç olarak, filtre durum kestirimi hatalı ölçümlerden etkilenerek sapma gösterebilmekte ve bazı durumlarda kararlılığını kaybedebilmektedir.

Bu bölümde, söz konusu bozucu etkiler sistematik bir çerçevede ele alınarak ölçüm güvenilirliği problemi tanımlanmakta ve bu problemin Kalman filtresi üzerindeki etkileri incelenmektedir. Öncelikle ölçüm bozulmalarının fiziksel kaynakları ve matematiksel temsilleri ortaya konulmakta, ardından bu bozulmaların inovasyon davranışı ve filtre güncelleme süreci üzerindeki etkileri tartışılmaktadır. Böylece, ölçüm doğrulama ve karar mekanizmalarının gerekliliği teknik olarak temellendirilmekte ve bir sonraki bölümde ele alınacak öğrenme tabanlı yaklaşımlar için uygun bir zemin oluşturulmaktadır.

5.1 Ölçüm Bozulmalarının Modellemesi

Önceki bölümlerde, çok unsurlu müşterek seyrüsefer kapsamında kullanılan görelî ölçüm modeli ideal koşullar altında tanımlanmış ve ölçümlerin yalnızca nominal gürültü bileşeni içerdiği varsayılmıştır. Bu kapsamda, unsurlar arası mesafe ve mesafe değişim hızı ölçümlerinin içerdiği nominal hata bileşenleri Eşitlik (3.13) ve (3.15)'te verilen ifadeler ile modellenmiştir.

Ancak gerçek sistemlerde, özellikle haberleşme tabanlı ölçümlerin kullanıldığı durumlarda, ölçümler yalnızca nominal gürültü ile sınırlı kalmamakta ve kanal koşullarına bağlı olarak zamana yayılmış bozucu etkiler içerebilmektedir. Bu tür etkiler, ölçüm hata yapısının sabit kalmadığı ve farklı çalışma modları arasında geçiş gösterdiği bir yapı ortaya çıkarmaktadır.

Bu durumu modellemek amacıyla, görelî mesafe ölçümü için kullanılan ifade aşağıdaki şekilde genişletilmiştir:

$$\tilde{\rho}_{bp}(t) = \begin{cases} b + d(t) + n_1(t), & \text{eğer kanal bozulmuşsa} \\ n_0(t), & \text{aksi halde} \end{cases} \quad (5.1)$$

Burada:

- $b \sim \mathcal{U}(b_{\min}, b_{\max})$ rastgele oluşturulan sabit hata bileşenini,
- $d(t) = \sum_{k=1}^{\lfloor t/dt \rfloor} \sigma_d \cdot \mathcal{N}(0,1)$ zamana bağlı olarak değişen, normal dağılımlı küçük bozulmaların kümülatif toplamı şeklinde ifade edilen hata kararsızlığı bileşenini,
- $n_0(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{n_0}^2)$ kanalın nominal durumdaki ölçüm gürültüsünü ve
- $n_1(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{n_1}^2)$ ise kanalın bozulduğu durumdaki ölçüm gürültüsünü temsil etmektedir.

dt benzetim örnekleme periyodudur.

Kanalın bozulma süresi T_f rastgele olarak belirlenmekte olup aşağıdaki şekilde modellenmektedir:

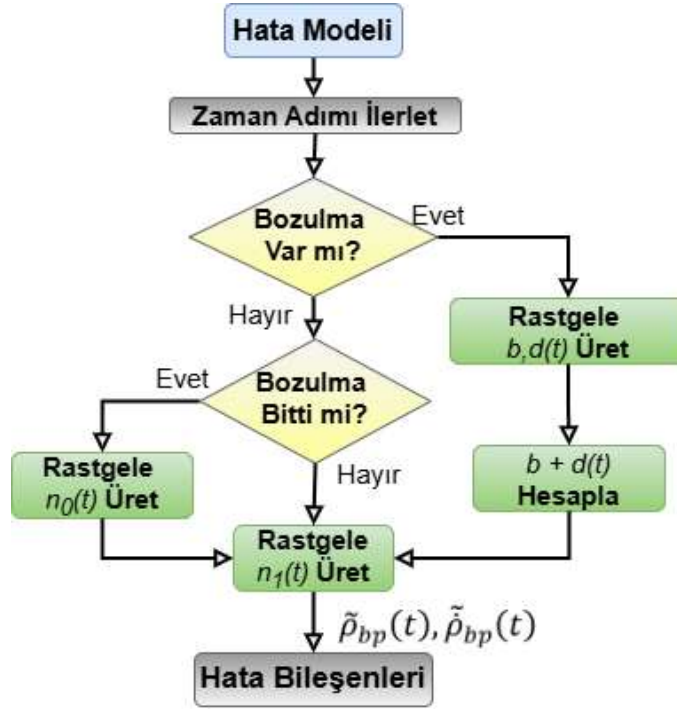
$$T_f \sim \mathcal{N}(T_{\min} + (T_{\max} - T_{\min}) \cdot \mathcal{N}(0,1)) . \quad (5.2)$$

Her bir zaman adımında, kanalın bozulma durumuna geçip geçmeyeceği p_f olasılığı ile belirlenmektedir. Kanal bozulduğu durumda, sabit hata bileşeni, zamana bağlı kararsızlık terimi ve artan gürültü birlikte ölçüme eklenmekte; belirlenen süre sonunda sistem yeniden nominal moda dönmektedir. Aynı kanal ilerleyen zaman adımlarında tekrar bozulma durumuna geçebilmektedir.

Bu model, ölçüm hatalarının yalnızca ani sapmalar şeklinde değil, aynı zamanda zaman içerisinde kademeli olarak büyüyen, gezinen ve başlangıçta fark edilmesi güç bir karakter sergilemesini sağlamaktadır. Ayrıca, haberleşme tabanlı ölçümlerin doğası gereği, farklı ölçüm bileşenlerinin bu bozucu etkilerden farklı biçimlerde etkilenmesi mümkündür. Bu durum, ölçümlerin eş zamanlı olarak bozulmaması ve her bir bileşenin farklı güvenilirlik seviyelerine sahip olabilmesi sonucunu doğurmaktadır.

Eşitlik (5.1) mesafe ölçümleri için verilmiş olup, aynı hata modeli ilgili hata parametreleri ölçüm türüne göre yeniden tanımlanarak mesafe değişim hızı ölçümleri için

de kullanılmaktadır. Bu kapsamda, $\tilde{\rho}_{bp}(t)$ ölçümü de benzer bir yapı altında hesaplanmaktadır. Kullanılan hata modelinin genel akışı Şekil 5.1’de, model parametreleri ise Çizelge 5.1’de sunulmuştur.



Şekil 5.1 Ölçüm hata modeli genel akışı

Çizelge 5.1 Hata modeli için kullanılan parametreler

Parametre	Uzaklık Hata Parametreleri	Uzaklık Değişimi Hata Parametreleri
Hata oluşma olasılığı (p_f)	0.003	0.003
Hata süresi minimum değeri (T_{min})	0.06 s	0.06 s
Hata süresi maksimum değeri (T_{max})	2 s	2 s
Sabit hata minimum değeri (b_{min})	-15 m	-3 m/s
Sabit hata maksimum değeri (b_{max})	15 m	3 m/s
Sabit hata kararsızlığı standart sapması (σ_d)	0.1 m/s	0.1 m/s ²
Hata varken beyaz gürültü standart sapması (σ_{n_1})	0.75 m	0.045 m/s
Hata yokken beyaz gürültü standart sapması (σ_{n_0})	0.25 m	0.025 m/s

Tasarlanan hata modelinde, eklenen sabit hata sıçramalarının çok yollu yayılım kaynaklı ölçüm bozulmalarını temsil ettiği, sabit hata kararsızlığının ise çevresel koşullara bağlı olarak oluşabilecek saat kayması etkilerini yansıttığı değerlendirilmiştir. Hata süresinin maksimum değeri ise ardışık paket kayıplarını temsil edecek şekilde belirlenmiştir.

6. ÖLÇÜM GÜVENİLİRLİĞİ TABANLI ADAPTİF YAKLAŞIMLAR

Önceki bölümde, ölçümlerin yalnızca nominal gürültü ile sınırlı kalmayıp zamanla değişen bozucu etkiler içerebildiği ve bu durumun ölçüm güvenilirliğini doğrudan etkilediği gösterilmiştir. Bölüm 4'te ise, bu değişken ölçüm güvenilirliğini dikkate alabilmek amacıyla farklı ölçüm güncelleme modları tanımlanmış ve Şekil 4.3'te verilen akış diyagramı ile modlar arası geçiş yapısı ortaya konulmuştur. Ayrıca, Çizelge 4.2'de her bir mod için ölçüm vektörü, ölçüm matrisi ve ölçüm kovaryansının nasıl yapılandırıldığı ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Ancak, söz konusu güncelleme yapılarının etkin şekilde kullanılabilmesi, her bir zaman adımında uygun ölçüm güncelleme modunun belirlenmesine bağlıdır. Bu amaçla, ölçüm güvenilirliğinin değerlendirilmesine dayalı karar yaklaşımları bu bölümde sunulmaktadır.

Bu kapsamda, öncelikle inovasyon büyüklüğüne dayalı klasik eşik tabanlı yaklaşım (IF) bir referans yöntem olarak sunulmaktadır. Ardından, aynı karar problemini veri odaklı olarak ele alan öğrenme tabanlı yaklaşımlar incelenmekte ve pekiştirmeli öğrenme (RL), çok katmanlı algılayıcı (MLP) ve uzun-kısa süreli bellek (LSTM) tabanlı yöntemler ile mod seçimi problemi çözümlenmektedir. Tüm yöntemler, Bölüm 4'te tanımlanan ölçüm güncelleme modları çerçevesinde değerlendirilmekte ve aynı karar uzayı içerisinde karşılaştırılmaktadır.

6.1 İnovasyon Filtresi (IF – Innovation Filter)

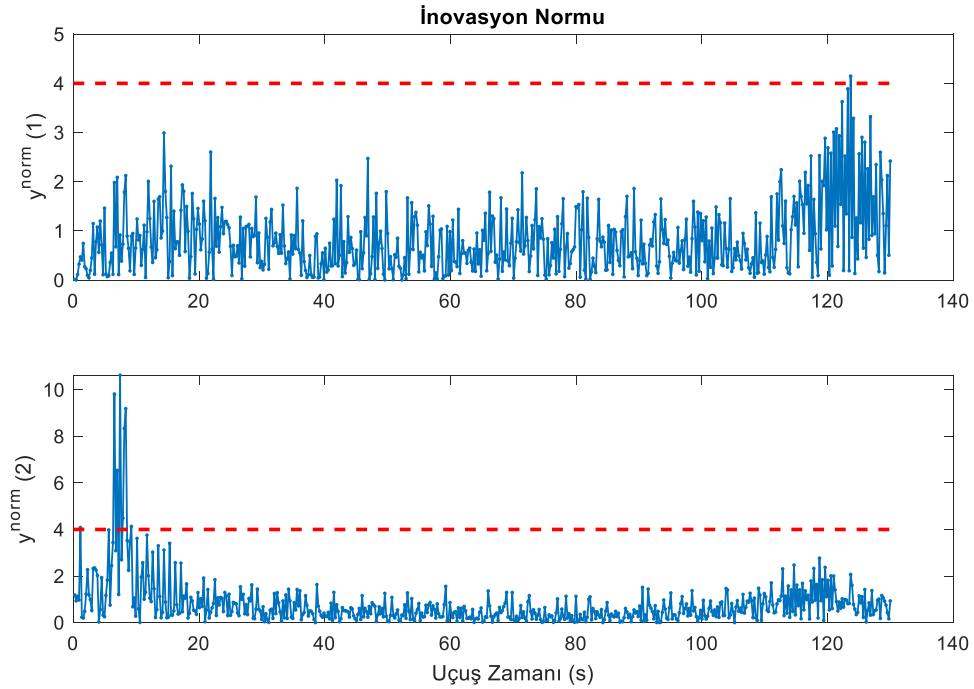
Bölüm 4.3'te, ölçüm güncelleme sürecinde inovasyon büyüklüğünün ölçüm güvenilirliğinin değerlendirilmesinde kullanılabileceği ayrıntılı olarak ele alınmıştır. Bu kapsamda, ölçüm bileşenlerinin normalize edilmiş inovasyon değerleri üzerinden değerlendirilmesi ile her bir ölçümün kestirim ile tutarlılığı incelenebilmektedir.

Bu bölümde, söz konusu yaklaşımın karar mekanizması olarak kullanıldığı inovasyon tabanlı eşik yöntemi referans bir yöntem olarak ele alınmaktadır. Bu yöntemde, her bir

ölçüm bileşeni için hesaplanan normalize inovasyon değerleri önceden belirlenmiş eşik değerleri ile karşılaştırılmakta ve ölçümün güvenilir olup olmadığına karar verilmektedir.

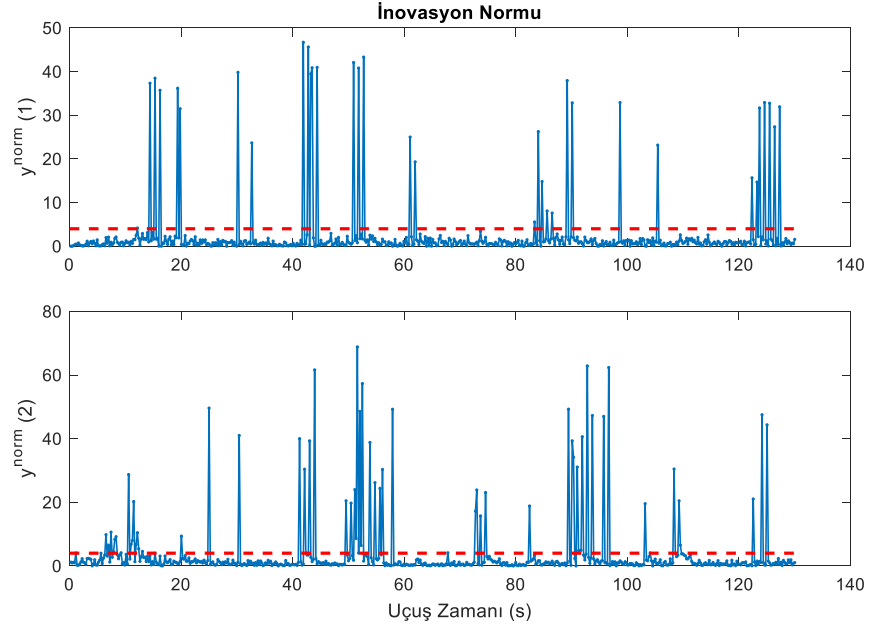
Bu doğrultuda, mesafe ve mesafe değişim hızı ölçümleri hesaplanan normalize inovasyon değerleri, ilgili eşik değerleri ile karşılaştırılarak her bir ölçüm bileşeni için ikili bir karar üretilmektedir. Bu kararlar, Bölüm 4'te tanımlanan ölçüm güncelleme modları ile doğrudan ilişkilendirilmekte ve her bir zaman adımında kullanılacak ölçüm güncelleme yapısı belirlenmektedir.

Eşik değerleri, sistem performansı üzerinde doğrudan etkili olmaktadır. Bu çalışmada normalize inovasyon büyüklükleri için sabit eşik değerleri kullanılmıştır. Eşik seçiminde, nominal çalışma koşulları altında ölçüm gürültüsü kaynaklı inovasyon dağılımı dikkate alınmış ve bu dağılımın belirli bir güven aralığını temsil edecek şekilde ayarlanmıştır. Bu kapsamda, eşik değeri 4 olarak seçilmiştir. Şekil 6.1'de, bozucu etkilerin bulunmadığı bir senaryoda normalize inovasyon bileşenlerinin eşik değeri ile karşılaştırılması gösterilmektedir.



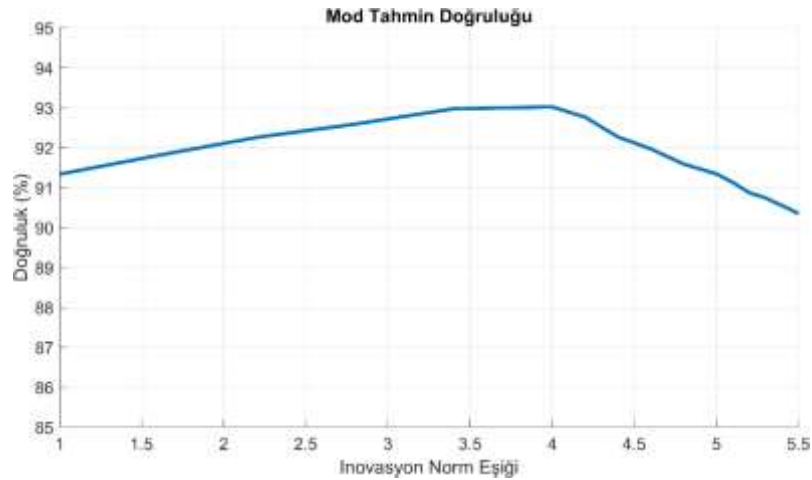
Şekil 6.1 Hatasız senaryo için İnovasyon Normu bileşenleri

Şekil 6.2’de ise, ölçüm bozulmalarının aktif olduğu durumda inovasyon bileşenlerinin eşik değerini aşma davranışı sunulmaktadır.



Şekil 6.2 Bozucu eklenen senaryo için İnovasyon Normu bileşenleri

İnovasyon Filtresi kullanılarak gerçekleştirilen tahminlerin, inovasyon normu eşik değerine olan duyarlılığını değerlendirmek amacıyla bir ablasyon analizi gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda eşik değerine 1 ile 5,5 arasında farklı değerler verilerek testler gerçekleştirilmiştir. Elde edilen tahmin doğruluğunun eşik değerine göre değişimi Şekil 6.3’te verilmiştir.



Şekil 6.3 IF tahmin doğruluğunun eşik ile değişimi

Sonuçlar, eşik değerlerinin 4'ün altına düşürülmesiyle beraber aşırı korumacı bir davranış sergilendiğini göstermektedir. Bu durumda inovasyon normundaki, modellenen limitler içerisindeki hatalar sebebiyle oluşan ve aslında güvenilir olan yükselmelerin gereksiz şekilde ölçümlerin reddedilmesine sebep olduğu gözlenmiştir. Dolayısıyla ölçüm kullanım oranının azalmasına bağlı olarak genel sınıflandırma doğruluğunun düştüğü görülmektedir. Buna karşılık, 4'ün üzerindeki eşik değerlerinde filtre daha toleranslı davranmakta ve bozulmuş ölçümlerin daha büyük bir kısmının ölçüm güncelleme aşamasına dahil edilmesine izin vermektedir. Bu durum ise hatalı ölçümlerin sistem içerisinde daha fazla yer almasına neden olarak seyrüsefer çözümünün tutarlılığını olumsuz etkilemektedir.

Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde, 4 eşik değerinin bozulmuş ölçümlerin elenmesi ile güvenilir ölçümlerin korunması arasında en uygun dengeyi sağladığı belirlenmiştir. Bu nedenle tüm deneylerde nominal çalışma noktası olarak bu değer seçilmiş ve MC benzetimlerinde inovasyon normu eşiği 4 olarak kullanılmıştır.

İnovasyon tabanlı bu yaklaşım, basit ve hesaplama maliyeti düşük bir karar mekanizması sunmakla birlikte, özellikle zaman içerisinde kademeli olarak büyüyen hata bileşenlerinin tespitinde sınırlılıklar içermektedir. Bu nedenle, daha esnek ve veri odaklı karar yaklaşımlarının değerlendirilmesi bir sonraki alt bölümlerde ele alınmaktadır.

6.2 Öğrenme Tabanlı Yaklaşımlar için Veri ve Özellik Tasarımı

Öğrenme tabanlı yaklaşımların ölçüm güvenilirliğine ilişkin doğru kararlar verebilmesini sağlamak amacıyla gerekli olan hem algoritma yapısı hem de benzetim ortamında üretilebilecek uygun girdi parametreleri belirlenmiştir. Özellikle pekiştirmeli öğrenme gibi yöntemlerin, mevcut durumu dikkate alarak ölçüm hatalarının seyrüsefer performansı üzerindeki etkisini dolaylı olarak değerlendirebilmesi için türetilmiş bazı büyüklükler de girdi olarak tanımlanmıştır. Bu sayede, geliştirilen algoritmaların karar verme sürecinde daha tutarlı ve etkin sonuçlar üretmesi hedeflenmiştir.

Çalışmada kullanılan toplam 29 adet girdi özelliği Çizelge 6.1’de sunulmaktadır.

Çizelge 6.1 Öğrenme tabanlı ağ için seçilen girdiler

Özellik	Boyut	Açıklama
Time	1	Uçuş süresi
Innov	2	Kalman inovasyonları [uzaklık; uzaklık değişimi]
InnovCov	2	Kalman inovasyon kovaryansları [uzaklık; uzaklık değişimi]
InnovNorm	2	Kalman inovasyon normları [uzaklık; uzaklık değişimi]
Range	1	Uzaklık ölçümü
RangeRate	1	Uzaklık değişimi ölçümü
DOP	4	Geometrik seyreltme faktörü [norm; x; y; z]
Cov	6	Durum kestirimi kovaryansı [3 hız; 3 konum]
EulerAngle	3	Duruş açıları
UnitVector	3	Haberleşme doğrultusu birim vektörü
MacOneHot	4	Mevcut haberleşme atamasını temsil eden aktif MAC zaman dilimine ait one-hot vektörü

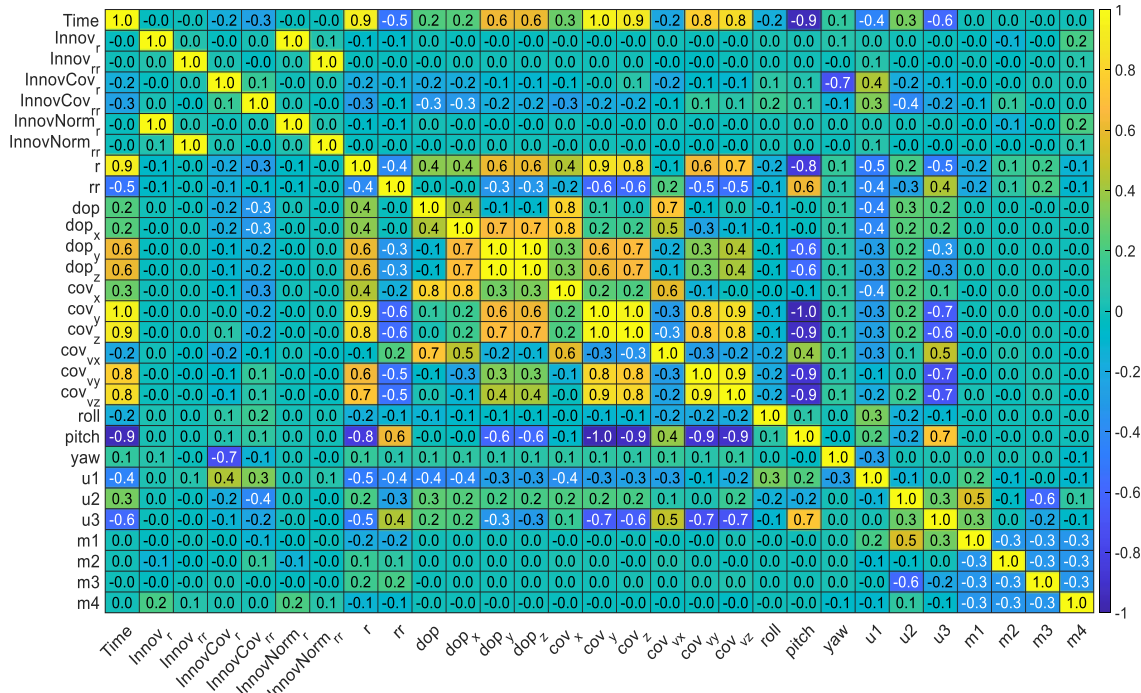
Son dört giriş özelliğini oluşturan *MacOneHot* vektörü, TDMA tabanlı haberleşme yapısından kaynaklanan zamana bağlı örüntülerin öğrenme sürecini olumsuz etkilemesini engellemek amacıyla tanımlanmıştır. Bu vektör, ilgili zaman adımında aktif olan haberleşme bağlantısını temsil etmektedir. Sayısal bir indeksleme yerine one-hot kodlama kullanılması sayesinde, özellikle zaman serisi tabanlı modellerin (örneğin LSTM) haberleşme sırasına bağlı yapay örüntüler öğrenmesinin önüne geçilmesi hedeflenmiştir.

Çalışmanın ilk aşamalarında oluşturulan giriş kümesi 24 özellikten oluşmaktadır. Daha sonra, zamansal örüntülerin daha etkin temsil edilebilmesi amacıyla uçuş süresi ve *MacOneHot* özellikleri eklenerek giriş boyutu 29’a çıkarılmıştır. Bu güncellemenin diğer öğrenme tabanlı yaklaşımlar üzerindeki etkileri Bölüm 8’de tartışılmıştır.

Belirlenen giriş özellikleri ve ölçüm bozulma modeli kullanılarak, 1024 koşumluk bir MC benzetimi ile etiketlenmiş veri seti oluşturulmuştur. Eğitim verisinin üretiminde kullanılan rastgele sayı üretim süreci, test aşamasında kullanılan yapıdan farklı seçilerek eğitim ve test veri kümeleri arasında istatistiksel bağımsızlık sağlanmıştır. Ayrıca, eğitim

veri seti içerisinde rastgele seçilen 10 köşümlük bir alt küme doğrulama seti olarak ayrılmıştır.

Oluşturulan veri setinin yapısını incelemek amacıyla, giriş özellikleri arasındaki doğrusal ilişkiler korelasyon matrisi üzerinden analiz edilmiştir. Bu analizler sonucunda bazı özellikler arasında yüksek korelasyon gözlenmiş olsa da bu durumun model performansı üzerinde belirgin bir olumsuz etkisi olmadığı değerlendirilmiştir. Ayrıca, doğrusal olmayan ilişkilerden faydalanabilmek ve girdi çeşitliliğini koruyabilmek amacıyla herhangi bir özellik elenmeden tüm parametreler eğitim sürecine dahil edilmiştir. Bu yaklaşım ile, doğrusal korelasyon tek başına özellik eleme kriteri olarak kullanılmamış; fiziksel anlam taşıyan ve ölçüm güvenilirliğini farklı yönlerden temsil eden tüm özelliklerin ağ tarafından birlikte değerlendirilmesi tercih edilmiştir. Korelasyon matrisi Şekil 6.4’te sunulmaktadır.



Şekil 6.4 Girdi özellikleri için korelasyon matrisi

Seçilen özellikler, ölçüm tutarlılığı, sistem belirsizliği ve haberleşme geometrisini birlikte temsil edecek şekilde belirlenmiştir.

6.3 Pekiştirmeli Öğrenme (RL – Reinforcement Learning)

Pekiştirmeli öğrenme tabanlı yaklaşımda, ölçüm güncelleme modunun seçimi bir karar problemi olarak ele alınmış ve bu problem, benzetim ortamı ile etkileşim içerisinde öğrenen bir ajan aracılığıyla çözülmüştür. Bu kapsamda, RL ajanı her zaman adımında mevcut durumu gözlemleyerek bir ölçüm güncelleme modu seçmekte ve bu seçimin seyrüsefer performansı üzerindeki etkisine göre ödül veya ceza almaktadır.

Ajanın gözlem uzayı, Bölüm 6.2’de tanımlanan giriş özelliklerinden oluşmaktadır. Aksiyon uzayı ise Bölüm 4.2’te tanımlanan ölçüm güncelleme modlarına (Bkz.Çizelge 4.2) karşılık gelecek şekilde ayrı ayrı olarak tanımlanmıştır. Bu yapı altında, ajan her zaman adımında uygun ölçüm güncelleme modunu seçmeyi öğrenmektedir.

Ödül fonksiyonu, ölçüm güncellemesi sonrasında seyrüsefer hatasında meydana gelen değişime bağlı olarak tanımlanmıştır. Güncelleme sonrasında konum ve hız hatalarında azalma gözlenmesi durumunda ajana ödül verilmekte, hata artışı durumunda ise ceza uygulanmaktadır. Bu doğrultuda, konum doğruluğuna bağlı ödül bileşeni r_p ve hız doğruluğuna bağlı ödül bileşeni r_v aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır:

$$r_p = \tanh(\|\mathbf{r}_{ep}^e(t - dt) - \hat{\mathbf{r}}_{eb}^e(t - dt)\| - \|\mathbf{r}_{ep}^e(t) - \hat{\mathbf{r}}_{eb}^e(t)\|) \quad (6.1)$$

$$r_v = \tanh(\|\mathbf{v}_{ep}^e(t - dt) - \hat{\mathbf{v}}_{eb}^e(t - dt)\| - \|\mathbf{v}_{ep}^e(t) - \hat{\mathbf{v}}_{eb}^e(t)\|) . \quad (6.2)$$

Toplam ödül değeri, bu iki bileşenin ağırlıklı toplamı olarak tanımlanmış ve her iki ölçümün birlikte kullanıldığı durumlarda (ölçüm modu $m = 3$) ek bir bonus ödül uygulanmıştır:

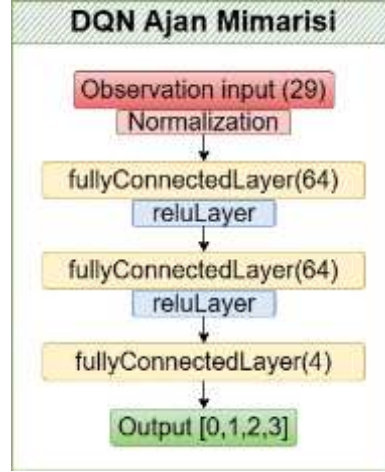
$$r = \begin{cases} 0.4 r_p + 0.6 r_v + r_{bonus}, & \text{eğer } m = 3 \wedge r_p > 0 \wedge r_v > 0 \\ 0.4 r_p + 0.6 r_v, & \text{aksi halde} \end{cases} . \quad (6.3)$$

Burada $r_{bonus} = 0.5$ olarak alınmıştır. Bu bonus terimi, ajanın yalnızca tek tip ölçüm kullanımına yönelmesini engellemek ve uygun durumlarda her iki ölçümün birlikte kullanılmasını teşvik etmek amacıyla eklenmiştir.

Konum ve hız doğruluğuna bağlı ödüllerin katsayıları sırasıyla 0.4 ve 0.6 olarak seçilmiştir. Hız hataları, pozisyon hatalarının yayılımına da direkt girdi oluşturduğu için hız ödülünün ağırlığı daha yüksek tutulmuş ve katsayıların eşit verildiği duruma göre daha yüksek doğruluk elde edildiği gözlenmiştir. Bu katsayılar, performans ölçütleri arasında mutlak bir optimizasyon gerçekleştirmek amacıyla değil, ajanın öğrenme sürecinde hız doğruluğunu nispeten daha fazla önceliklendirmesini sağlamak amacıyla belirlenmiştir. Bu nedenle katsayılar üzerinde kapsamlı bir ablasyon çalışması gerçekleştirilmemiş, ilgili değerler ödül fonksiyonunda istenen davranış eğilimini tanımlayan tasarım parametreleri olarak değerlendirilmiştir.

Seçilen öznelitliklerin oluşturduğu sürekli gözlem uzayı ile ayrık aksiyon uzayı yapısı nedeniyle DQN (Deep Q-Network) tabanlı bir RL ajanı tercih edilmiştir. DQN ajanları sınıflandırma problemlerinde kullanılabilmekte olup hedef ağ ve deneyim tekrar belleği gibi mekanizmalar sayesinde öğrenme sürecinin daha kararlı hale getirilmesine olanak sağlamaktadır. Lin vd. (2020), özellikle dengesiz dağılıma sahip sınıflandırma problemlerinin çözümünde, DQN ajanının diğer ajanlardan daha başarılı olduğunu göstermiştir. Bu özellikleri nedeniyle, DQN tabanlı yapı ölçüm güncelleme modu seçimi problemi için uygun bir çözüm olarak değerlendirilmiştir.

DQN ajanında, gözlem vektörleri ile aksiyonlar arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilmek amacıyla tam bağlı katmanlardan oluşan standart bir ileri beslemeli ağ yapısı kullanılmıştır. Gözlem uzayının boyutu ve problemin karmaşıklığı dikkate alınarak iki gizli katmanlı bir mimari tercih edilmiş, böylece temsil gücü ile eğitim maliyeti arasında dengeli bir yapı elde edilmiştir. Gizli katman boyutları ise ön denemelerde kararlı öğrenme davranışı sağlayan değerler arasından seçilmiştir. Kullanılan DQN ajanına ait ağ mimarisi Şekil 6.5'te sunulmaktadır.



Şekil 6.5 DQN ajanı ağ mimarisi

Ajan hiperparametre seçimleri Çizelge 6.2’de verilmiştir. Q değerlerinin aşırı tahmin edilmesini önleyerek daha kararlı bir öğrenme süreci sağlamak amacıyla ‘*DoubleDQN*’ kullanılmıştır.

Çizelge 6.2 DQN ajanı için hiperparametre seçimleri

Hiperparametre	Değer	Tipik Değerler
‘UseDoubleDQN’	True	True
‘TargetSmoothFactor’	0.05	0.001 – 0.1
‘TargetUpdateFrequency’	10	1 – 1000
‘ExperienceBufferLength’	2×10^5	$10^4 - 10^6$
‘MiniBatchSize’	96	32 – 256
‘DiscountFactor’	0.90	0.90 – 0.99
EpsilonGreedyExploration.Epsilon	0.6	0.5 – 1.0
EpsilonGreedyExploration.EpsilonMin	0.2	0.01 – 0.2
EpsilonGreedyExploration.EpsilonDecay	1×10^{-5}	$10^{-6} - 10^{-3}$
‘ClassWeights’	[43.51, 3.66, 3.66, 0.29]	

‘*TargetSmoothFactor*’ parametresi hedef ağın ana ağ ne kadar hızlı takip edeceğini belirlemektedir, büyük seçildiğinde öğrenme hızlanır ama kararsızlık artabilir, ön denemelerde 0.005 ile 0.05 değerleri test edilmiştir.

‘*TargetUpdateFrequency*’ hedef ağı kaç adımda bir güncelleneceğini belirler, 10 ve 20 değerleri test edilmiş olup, adaptasyon kabiliyetinin yüksek tutulması adına 10 değeri tercih edilmiştir.

‘*ExperienceBufferLength*’ geçmiş deneyimlerin saklandığı hafıza boyutudur, deneyimlerde çeşitlilik sağlayabilmek adına bellek kaynaklarını zorlamayacak en yüksek değer tercih edilmiştir.

‘*MiniBatchSize*’ her öğrenme adımında kullanılan örnek sayısını ifade eder. 256 seçildiğinde daha kararlı gradyan tahminleri yakalansa da öğrenme hızının düştüğü gözlenmiştir. 32 değeri için eğitim hızlanmış ama gürültülü hale gelmiştir. Bu sebeple 96 değeri ile devam edilmiştir.

‘*DiscountFactor*’ parametresi için 0.90 ve 0.95 değerleri denenmiş, gelecekte elde edilecek ödüllerin de karar mekanizmasına anlamlı katkı sağlaması amaçlanmış, ancak çok uzak gelecekteki belirsizliklerin baskın hale gelmemesi için 0.90 değeri tercih edilmiştir.

‘*EpsilonGreedyExploration*’ keşif oranlarını belirlemek için kullanılmaktadır. ‘*Epsilon*’ alt-parametresi başlangıç keşif oranını, ‘*EpsilonMin*’ alt-parametresi eğitim sonunda korunacak minimum keşif oranını ve ‘*EpsilonDecay*’ ise bu parametreler arasında nasıl azalma hızı olacağını belirler. Eğitim politikasını belirleyerek rastgele alınan aksiyonlardan öğrenilen deneyimlerin kullanılmasına geçiş için kullanılmaktadır. ‘*Epsilon*’ için 0.3 ile 0.6 arasındaki değerler denenmiş, 0.1’e doğru azalması sağlanmıştır.

‘*ClassWeights*’ Eğitim kümesindeki sınıfların örnek sayılarına göre belirlenmektedir.

Eğitim sürecinde, benzetim ortamındaki rastgele değişkenler sürekli olarak değiştirilerek ajanın farklı senaryolarda karar verebilmesi sağlanmıştır. Böylece, eğitim verisi ile test verisi arasında istatistiksel bağımsızlık korunmuş ve ajanın genelleme yeteneği artırılmıştır.

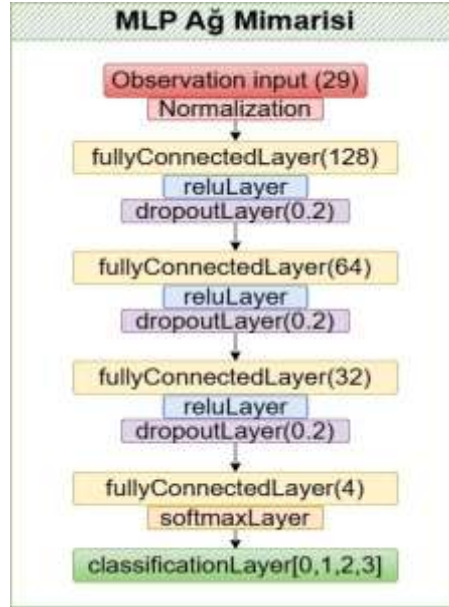
6.4 Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP – Multi Layer Perceptron)

Çok katmanlı algılayıcılar (Multi Layer Perceptron, MLP), doğrusal olmayan karar sınırlarını öğrenebilme yetenekleri sayesinde sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılan yapay sinir ağı modellerindendir. Çalışmanın bu kısmında, ölçüm güncelleme modunun seçimi problemi, Bölüm 6.2’de tanımlanan giriş özellikleri kullanılarak anlık bir sınıflandırma problemi olarak ele alınmıştır. Bu yaklaşımda her ölçüm güncelleme anı birbirinden bağımsız bir karar problemi olarak değerlendirilmiş ve mevcut zaman adımına ait ölçüm, inovasyon, kestirim belirsizliği ve geometri bilgileri kullanılarak ilgili ölçüm bileşeninin filtre güncellemesine dâhil edilip edilmeyeceğine karar verilmiştir. Böylece geçmiş kararların doğrudan kullanılmadığı, yalnızca mevcut sistem durumunu temsil eden özelliklerden yararlanarak ölçüm güvenilirliğinin belirlenmesi amaçlanmıştır.

Böylece problem, geçmiş zaman adımlarına ait bilgiye ihtiyaç duymadan ve seyrüsefer sonuçlarının nasıl değiştiğini gözlemesine gerek kalmadan, yalnızca mevcut gözlem vektörü üzerinden ölçüm güncelleme modunun belirlenmesini amaçlayan çok sınıflı bir sınıflandırma problemi olarak modellenmiştir.

MLP tabanlı yaklaşımda, ölçümlerde oluşan hataların zamansal sürekliliği dikkate alınmaksızın, yalnızca anlık gözlem vektörüne dayalı karar üreten bir yapı olarak tercih edilmiştir. Tam bağlı katmanlardan oluşan bu yapı, ölçüm güvenilirliğini etkileyen doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesine olanak sağlamaktadır. Katman boyutları ise model kapasitesi ile aşırı öğrenme riski arasında dengeli bir yapı oluşturacak şekilde belirlenmiştir.

Kullanılan MLP mimarisi Şekil 6.6’da sunulmaktadır. Bu mimarinin dışında 64-32-4 ve 64-64-16-4 mimarilerinin de performansları denenmiştir.



Şekil 6.6 MLP ağ mimarisi

MLP ağının hiperparametre seçimleri ve tipik değerleri Çizelge 6.3'te verilmiştir. Ağ eğitiminde Adam optimizasyon algoritması kullanılmış, öğrenme oranı eğitim sürecinde kademeli olarak azaltılarak yakınsama kararlılığı artırılmıştır. Parametre değerleri literatürde yaygın olarak kullanılan aralıklar ve ön denemelerde elde edilen eğitim performansları dikkate alınarak belirlenmiştir.

Çizelge 6.3 MLP ağı için hiperparametre seçimleri

Hiperparametre	Değer	Tipik Değerler
'Optimizer'	'Adam'	'Adam', 'SGDM', 'RMSProp'
'InitialLearnRate'	1×10^{-5}	$10^{-5} - 10^{-3}$
'LearnRateSchedule'	'piecewise'	'none', 'piecewise'
'LearnRateDropFactor'	0.5	0.1 – 0.9
'LearnRateDropPeriod'	10	5 – 50
'MaxEpochs'	100	50 – 500
'MiniBatchSize'	96	32 – 256
'Shuffle'	'every-epoch'	'never', 'one', 'every-epoch'
'ClassWeights'	[43.51, 3.66, 3.66, 0.29]	

'*InitialLearnRate*' her güncellemede yapılan ağırlık değişim miktarını belirler, 10^{-5} ile 10^{-3} değer aralığında test edilmiş olup, yavaş fakat kararlı bir öğrenme için 10^{-5} tercih edilmiştir.

'*LearnRateSchedule*' öğrenme oranının eğitim sırasında değiştirilme yöntemini belirler.

'*LearnRateDropFactor*' öğrenme oranının azaltılma miktarını belirler. 0.4 – 0.6 değerleri denenmiş, öğrenme hızını çok düşürmeyecek ama yakınsama sırasında dalgalanmayacak değer seçilmeye çalışılmıştır.

'*LearnRateDropPeriod*' öğrenme oranının kaç epoch'ta bir azaltılacağını belirler. Tek değer olarak 10 seçilmiş öğrenme hızı ayarlaması '*LearnRateDropFactor*' hiperparametresi ile ele alınmıştır.

'*MaxEpochs*' Eğitim verisinin ağdan geçirilme sayısını belirler. 100 değeri girilip öğrenme metrikleri gerçek zamanlı takip edilmiştir.

'*MiniBatchSize*' her öğrenme adımında kullanılan örnek sayısını ifade eder. 64 – 128 – 256 değerleri denenmiş, eğitim süresi RL'de olduğu kadar yüksek olmadığı için 256 ile devam edilmiştir.

'*Shuffle*' eğitim örneklerinin karıştırılma şeklini belirler. Her epoch'ta karıştırılarak ilenmiştir.

'*ClassWeights*' Eğitim kümesindeki sınıfların örnek sayılarına göre belirlenmektedir.

Bu kapsamda tasarlanan ağ, her bir zaman adımında uygun ölçüm güncelleme modunu belirleyecek şekilde eğitilmiştir. Eğitim süreci tamamlandıktan sonra, elde edilen model MC benzetimleri üzerinde test edilerek performansı değerlendirilmiştir. Bu sayede, farklı senaryolar altında modelin genelleme kabiliyeti incelenmiştir.

MLP yaklaşımı, düşük hesaplama maliyeti ve hızlı karar üretme kabiliyeti ile gerçek zamanlı uygulamalar için uygun bir yapı sunmaktadır.

6.5 Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM – Long Short-Term Memory)

Zamansal veri ilişkilerini öğrenme kapasitesiyle öne çıkan LSTM ağları, zaman serisi verilerinde ardışık örüntülerin yakalanmasında etkin çözümler sunmaktadır (Hochreiter ve Schmidhuber 1997). Bu çalışmada ele alınan ölçüm doğrulama problemi, yalnızca anlık gözlem değerlerine bağlı olmayan, zaman içerisinde gelişen hata davranışlarını da içermektedir. Özellikle Bölüm 5’te tanımlanan kademeli olarak büyüyen hata bileşenleri, başlangıç aşamasında sınırlı etki göstermekte, ancak zamanla belirgin hale gelerek ölçüm güvenilirliğini olumsuz yönde etkileyebilmektedir.

MLP tabanlı yaklaşımda yalnızca anlık gözlem vektörü kullanılarak sınıflandırma kararı verilirken, LSTM tabanlı yapıda geçmiş zaman adımlarına ait bilgi karar sürecine dahil edilmektedir. MLP yaklaşımına benzer şekilde temel amaç ölçüm modunun ne olması gerektiğini sınıflandırmaktır. Bu amaçla, ölçüm hatalarının zamana yayılmış davranışının modellenmesi ve süreklilik gösteren hata örüntülerinin daha erken aşamada ayırt edilebilmesi hedeflenmektedir.

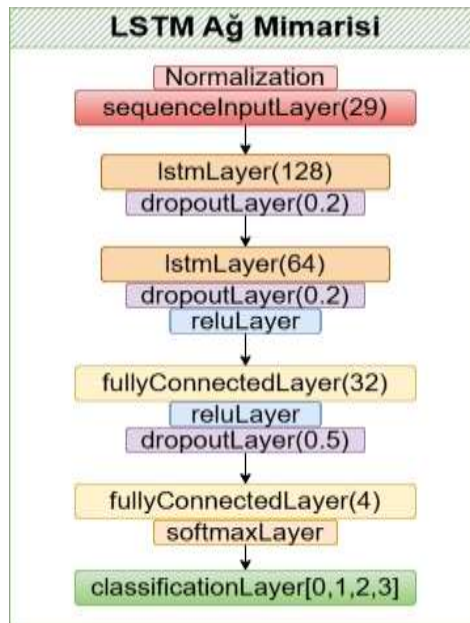
Bu kapsamda, LSTM tabanlı model, Bölüm 6.2’de tanımlanan giriş özelliklerinin zaman içerisindeki ardışık değerlerini kullanarak eğitilmiştir. Böylece modelin, yalnızca ölçümün anlık tutarlılığını değil, aynı zamanda geçmişteki inovasyon davranışı, belirsizlik değişimi ve sistem durumuna ilişkin örüntüleri de dikkate alarak ölçüm güncelleme modunu belirleyebilmesi amaçlanmıştır.

Ancak, çalışmada kullanılan TDMA tabanlı haberleşme yapısı, ölçümlerin her zaman adımında aynı eş unsurdan elde edilmemesine neden olmaktadır. Bu durum, belirli bir eş unsurdan kaynaklanan hata davranışının zamansal sürekliliğini kesintiye uğratmakta ve Şekil 6.2’de görüldüğü üzere ölçüm dizisinde parçalı bir yapı oluşturmaktadır. Dolayısıyla, hata davranışı zamansal olarak süreklilik gösterse dahi, farklı eş unsurlar ile yapılan haberleşmelerin araya girmesi nedeniyle bu örüntü doğrudan gözlemlenememektedir. Bu durum, LSTM ağlarının zamansal bağımlılıkları öğrenme kapasitesini sınırlayan bir etki oluşturmaktadır.

Bu sınırlamayı azaltmak amacıyla, Bölüm 6.2’de tanımlanan *MacOneHot* girdisi modele dahil edilmiştir. Bu girdi, her zaman adımında aktif olan haberleşme bağlantısını temsil ederek, ölçümün hangi eş unsurdan elde edildiğine dair bilgiyi modele sağlamaktadır. Bu sayede, farklı eş unsurlardan gelen ölçümlerin ayrıştırılması ve zamansal örüntülerin daha doğru şekilde öğrenilmesi hedeflenmiştir.

Bununla birlikte, yapılan değerlendirmelerde bu yaklaşımın zamansal bağımlılıkların tamamen yeniden yapılandırılmasını sağlayamadığı ve LSTM modelinin beklenen performans artışını sınırlı ölçüde sağlayabildiği gözlemlenmiştir. Bu durum, problem yapısının doğası gereği zamansal sürekliliğin kesintili olmasından kaynaklanmakta olup, LSTM tabanlı yaklaşımın bu problem özelinde sınırlı bir avantaj sunduğunu göstermektedir.

Eğitim süreci tamamlandıktan sonra, elde edilen model MC benzetimleri üzerinde test edilerek performansı değerlendirilmiştir. Katman boyutları, model kapasitesi ile eğitim maliyeti arasında dengeli bir yapı oluşturacak şekilde belirlenen LSTM mimarisi Şekil 6.7’de sunulmaktadır. LSTM ağı için hiperparametre seçimleri ve ilgili parametrelerin tipik değerleri Çizelge 6.4’te verilmiştir.



Şekil 6.7 LSTM ağ mimarisi

MLP yöntemi için denenen benzer ağ mimarileri LSTM için de denenmiştir. Denenen daha az katmanlı ve az nöronlu yapılarda (64-32-4 ve 64-64-16-4 gibi) hızlı bir öğrenme eğrisi ve sonrasında tüm denemelerin belirli bir öğrenme doğruluğunu aşamaması problemi (ing. accuracy plateau) gözlenmiştir. Bu durum özellikle az örnekli sınıfların doğruluğunun düşük kalmasına sebep olmuştur. Katman derinliği ve nöron sayıları artırılmasının yanında sınıflara ağırlık ataması yapılarak eğitim setindeki az örnekli sınıfların önemsiz algılanması probleminin önüne geçilmiştir.

Çizelge 6.4 LSTM ağı için hiperparametre seçimleri

Hiperparametre	Değer	Tipik Değerler
‘Optimizer’	‘Adam’	‘Adam’, ‘SGDM’, ‘RMSProp’
‘InitialLearnRate’	5×10^{-5}	$10^{-5} - 10^{-3}$
‘LearnRateSchedule’	‘piecewise’	‘none’, ‘piecewise’
‘LearnRateDropFactor’	0.5	0.1 – 0.9
‘LearnRateDropPeriod’	10	5 – 50
‘MaxEpochs’	80	50 – 500
‘MiniBatchSize’	96	32 – 256
‘Shuffle’	‘every-epoch’	‘never’, ‘one’, ‘every-epoch’
‘ClassWeights’	[43.51, 3.66, 3.66, 0.29]	

LSTM ağı için ağ mimarisi ve hiperparametre seçimleri MLP ile benzer tutulmuştur. Böylece LSTM’in zamansal bağımlılıkları öğrenme özelliğinin katkısı ölçülmeye çalışılmıştır.

‘*ClassWeights*’ Eğitim kümesindeki sınıfların örnek sayılarına göre belirlenmektedir.

LSTM ağının işlem gücü beklentisi MLP’ye göre daha yüksek olduğu için (Freire vd. 2021) başlangıç eğitim hızı verildiği üzere biraz daha yüksek tutulmuştur.

Bu bölümde, ölçüm güvenilirliğine dayalı karar problemini çözmek üzere hem klasik hem de öğrenme tabanlı ağ yaklaşımları ele alınmıştır. İnovasyon tabanlı eşik yöntemi referans bir yaklaşım olarak değerlendirilmiş, uygun eşik değeri duyarlılık analizleri ve ablasyon çalışmaları ile belirlenmiştir. Bunun yanı sıra, MLP, LSTM ve DQN tabanlı yöntemler

ile aynı karar problemi veri odaklı olarak ele alınmış; ağ mimarileri ve eğitim hiperparametreleri literatürde yaygın olarak kullanılan aralıklar dikkate alınarak seçilmiş ve ön denemeler ile doğrulanmıştır. Bu kapsamda, kullanılan yöntemlerin temel çalışma prensipleri, ağ yapıları, eğitim parametreleri ve bu parametrelerin performans üzerindeki etkileri incelenmiş, böylece sonraki bölümde gerçekleştirilecek performans karşılaştırmaları için ortak bir değerlendirme altyapısı oluşturulmuştur.

Sunulan yöntemler incelendiğinde, klasik yaklaşımın düşük hesaplama maliyeti ve basit uygulanabilirlik gibi avantajlar sunduğu, ancak özellikle zamana yayılmış ve başlangıçta belirgin olmayan hata bileşenlerinin tespitinde sınırlı kaldığı görülmektedir. Öğrenme tabanlı yaklaşımlar ise, daha karmaşık veri örüntülerini değerlendirebilme potansiyeline sahip olmakla birlikte, performanslarının problem yapısına ve kullanılan veri temsiline doğrudan bağlı olduğu gözlemlenmiştir. Özellikle zamansal bağımlılıkları modellemeye yönelik LSTM tabanlı yaklaşımın, TDMA tabanlı ölçüm yapısından kaynaklanan kesintili veri akışı nedeniyle beklenen performans artışını sınırlı ölçüde sağlayabildiği değerlendirilmiştir.

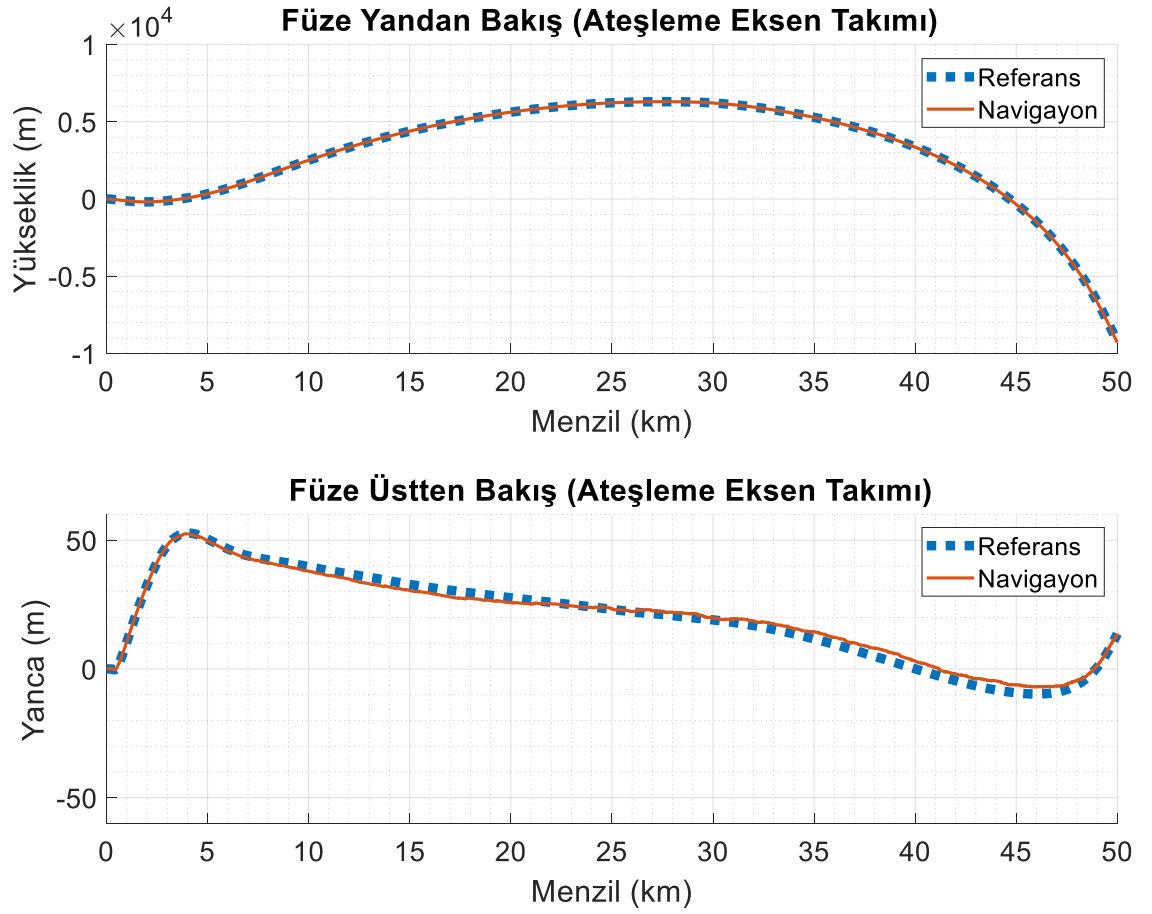
Bu doğrultuda, ele alınan tüm yöntemler aynı karar problemi altında uygulanmış olup, performans karşılaştırmaları bir sonraki bölümde ayrıntılı olarak sunulmaktadır.

7. BENZETİM SONUÇLARI VE PERFORMANS ANALİZİ

Bu bölümde, önerilen ölçüm güvenilirliği değerlendirme yöntemlerinin performansı MC benzetimleri kullanılarak farklı hata senaryoları altında incelenmiştir. İlk aşamada, normal dağılım kullanılarak eğitilen yöntemlerin aynı hata modeli altındaki performansları değerlendirilmiş, daha sonra hata modeli gerçek operasyonel koşullarda karşılaşılabilecek farklı bozucu etkileri temsil edecek şekilde çeşitlendirilmiştir. Bu kapsamda, normal dağılım yerine farklı serbestlik derecelerine sahip Student-t dağılımları kullanılarak çok yollu yayılım benzeri ağır kuyruklu ölçüm davranışları modellenmiş, sabit hata kararsızlığı bileşeni üzerinden ise çevresel etkiler sonucunda oluşabilecek saat kayması benzeri sistematik hata karakteristikleri benzetilmiştir. Böylece yöntemlerin yalnızca eğitimde kullanılan hata modeli altındaki performansı değil, aynı zamanda farklı hata karakteristikleri altında sergiledikleri genelleme kabiliyeti ve gürbüzlükleri de değerlendirilmiştir. Ayrıca, farklı hata dağılımları altında elde edilen sonuçların sistematik olarak karşılaştırılabilmesi amacıyla performans bölgeleri tanımlanmış ve algoritmaların hata modeli değişimlerine karşı duyarlılığı ve genelleme yetenekleri bu bölgeler üzerinden analiz edilmiştir.

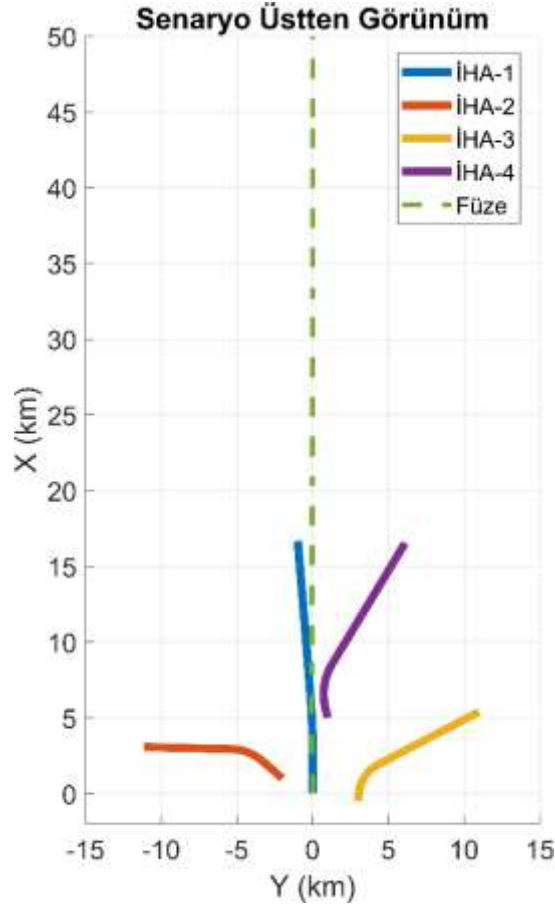
7.1 Benzetim Senaryosu ve Deneysel Kurulum

Benzetim ortamında, farklı karar yaklaşımlarının seyrüsefer performanslarını adil bir şekilde karşılaştırmaya olanak tanıyan bir senaryo kurgulanmıştır. Bu senaryoda, birden fazla İHA unsurundan oluşan bir platform grubu başlangıçta belirli bir formasyon yapısı içerisinde hareket etmekte, bu unsurlardan biri benzetim başlangıcında ($t = 0$ s) balistik bir füzeyi bırakmaktadır. Füze, yaklaşık 50 km menzildeki bir hedefe doğru belirlenmiş görevi icra etmektedir. Füze uçuşunun dinamik yapısını göstermek amacıyla, tek bir benzetim için füze yörüngesi örnek olarak Şekil 7.1’de F eksen takımında sunulmuştur.



Şekil 7.1 Örnek füze yörüngesi

Toplam simülasyon süresi 130 saniye'dir. Bu süre boyunca formasyondaki diğer İHA'lar manevra yaparak görelî geometrinin zamanla değişmesini sağlamak ve füzenin seyrüsefer doğruluğunu destekleyecek farklı konfigürasyonların oluşmasına imkân tanımaktadır. Bu örnek senaryoya ait kuş bakışı formasyon görünümü ve izlenen rotalar Şekil 7.2'de Senaryo Eksen Takımı'nda sunulmuştur. Bu yapı, örgü ağ tabanlı veri paylaşımına dayalı seyrüsefer iyileştirme yaklaşımlarının değerlendirilmesi için dinamik ve gerçekçi bir test ortamı sunmaktadır.



Şekil 7.2 Formasyonun kuşbakışı görünümü (SET)

Bu senaryo kapsamında, AÖB ve haberleşme kaynaklı hataların rastgele değiştiği, formasyonun koşumdan koşuma değiştiği MC benzetimleri gerçekleştirilmiştir. Farklı yöntemlerin adil bir şekilde karşılaştırılabilmesi amacıyla, tüm rastgele değişkenler koşum numarasına bağlı olarak aynı şekilde üretilmiş ve her bir yöntem birebir aynı koşullar altında test edilmiştir. Bu sayede, yöntemler arası performans farklarının yalnızca karar mekanizmalarından kaynaklanması sağlanmıştır.

Bu yapı altında, her bir yöntem için 256 koşumluk MC benzetimleri gerçekleştirilmiştir. Füze için konum, hız ve yönelim hatalarının yanı sıra, algoritmaların seçtiği ölçüm güncelleme modları ve haberleşme ortamındaki bozulmalar kaydedilmiştir. Bu sayede, karar mekanizmalarının doğruluğu doğrudan gözlemlenebilmekte ve bu kararların seyrüsefer performansına etkisi aynı benzetim ortamı altında karşılaştırmalı olarak analiz edilebilmektedir.

7.2 Değerlendirme Kriterleri

Bu çalışmada, farklı ölçüm modu belirleme yaklaşımlarının performansı yalnızca seyrüsefer doğruluğu açısından değil, aynı zamanda ölçüm güvenilirliği değerlendirme başarımı ve farklı hata karakteristikleri altındaki genelleme kabiliyetleri bakımından da incelenmiştir. Değerlendirmelerde kullanılan veriler, Bölüm 3.4’te tanımlanan benzetim kurgusu kapsamında kaydedilen durum, ölçüm ve hata büyüklüklerinden elde edilmiştir.

Seyrüsefer performansının değerlendirilmesinde, füze için konum, hız ve açı hataları temel performans metrikleri olarak ele alınmıştır. İlk aşamada, tüm MC koşullarına ait toplu hata eğrileri birlikte incelenerek algoritmaların uçuşun farklı safhalarında sergilediği davranış, hata dağılımının zamansal değişimi ve olası aykırı koşullar değerlendirilmiştir. Ardından, aynı zaman anına ait tüm MC koşullarının RMS değerleri hesaplanarak yöntemlerin zamana bağlı ortalama performansları sayısal olarak karşılaştırılmıştır.

RMS hesaplamalarında, MC koşullarının ortalama performansı temsil etme kabiliyetini korumak amacıyla, her yöntem için uçuşun son bölümünde en yüksek hız hatasına sahip tek bir koşu değerlendirme dışı bırakılarak ortak bir değerlendirme koşulu oluşturulmuştur. Buradaki amaç görev başarısızlığına neden olacak düzeyde ıraksayan bir benzetimin, tüm MC popülasyonunu temsil etmesinin önüne geçmektir. 256 koşumdan bir tanesi atılarak yaklaşık %99,6 güvenilirlik seviyesine karşılık gelen bir başarı oranı belirlenmiştir. Bu başarı oranı ile, gerçek uygulamalarda belirli bir olasılıkla meydana gelebilecek ve görev başarısızlığı ile sonuçlanabilecek istisnai uçuşların oranı ile hesaplanan güvenilirlik değeri temsil edilmiştir. Birden fazla aykırı koşunun olduğu durumlarda ise yalnızca en uç örnek değerlendirme dışı bırakılmış, kalan tüm koşullar RMS hesabına dâhil edilerek ilgili yöntemin başarı oranının altında kalınmasına sebep olan kararsız davranışı performans analizine yansıtılmıştır. Bununla birlikte, aykırı koşu bulunmayan yöntemlerde değerlendirme dışı bırakılan tek koşunun RMS sonuçlarına etkisi ihmal edilebilir düzeyde kalırken, ilgili yöntemde aykırı durum olup olmaması ya da birden fazla olması gibi durumlar ayrıca değerlendirmeye alınıp yorumlanmıştır.

Toplu MC hata grafiklerinde tüm koşullar birlikte gösterilmiş olup herhangi bir eleme uygulanmamıştır. Değerlendirme dışı bırakma işlemi yalnızca RMS hesaplamalarında uygulanmış, böylece hem aykırı koşulların varlığı görsel olarak değerlendirilebilmiş hem de RMS eğrilerinin popülasyonu temsil etme kabiliyeti belirlenen güvenilirlik seviyesi dahilinde korunmuştur.

Buna ek olarak, filtre belirsizliğinin zaman içerisindeki değişimini incelemek amacıyla durum kovaryans matrisine ait büyüklükler de değerlendirme kapsamına alınmıştır. Böylece yalnızca kestirim hatalarının büyüklüğü değil, aynı zamanda filtre tarafından hesaplanan belirsizlik seviyeleri de analiz edilmiştir.

Önerilen yaklaşımların temel amacı ölçüm güncelleme modunun doğru şekilde belirlenmesi olduğundan, algoritmaların karar doğruluğu da ayrı bir performans ölçütü olarak ele alınmıştır. Bu kapsamda, benzetim sırasında ölçümlerin bozulduğu ve nominal olduğu zaman adımları ayrı ayrı kaydedilmiş ve algoritmaların her bir ölçüm için verdiği kararlar bu referans ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, doğru ve hatalı kararların sayısal olarak değerlendirilebilmesine imkân sağlayan 2×2 boyutundaki konfüzyon matrisi (ing. confusion matrix) üzerinden analiz edilmiştir (Bkz. Şekil 7.3).

Gerçek Durum	0	TN	FP	1 : Sağlıklı Ölçümler 0 : Hatalı Ölçümler
	1	FN	TP	
		0	1	
		Tahmin Edilen		

Şekil 7.3 Konfüzyon matrisi yapısı

Konfüzyon matrisi Çizelge 4.2’de verilen ölçüm uygunluk tanımlarına göre oluşturulmuştur. Buna göre;

- TN : (ing. True Negatif) Bozuk ölçümlerin güvenilirmez sınıflandırılması,
- FN : (ing. False Negatif) Sağlam ölçümlerin güvenilirmez sınıflandırılması,

- FP : (ing. False Positive) Bozuk ölçümlerin güvenli sınıflandırılması,
- TP : (ing. True Positive) Sağlam ölçümlerin güvenli sınıflandırılması,

olup, 1 sağlam ölçümleri, 0 ise bozulmuş ölçümleri temsil etmektedir.

Konfüzyon matrisindeki değerler yorumlanırken tüm örnekler üzerinden tek bir normalizasyon yapılmamış, sağlam ve bozuk ölçümler ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Bu amaçla matris satır bazında normalize edilerek her gerçek sınıf kendi içerisinde %100'e ölçeklenmiştir. Böylece, bozuk ölçümlerin toplam veri içerisindeki oranından bağımsız olarak hem sağlam ölçümlerin doğru sınıflandırılma başarımı hem de bozuk ölçümlerin tespit başarımı ayrı ayrı değerlendirilebilmiştir. Bu yaklaşım sayesinde, veri kümesindeki bozuk ölçüm oranından kaynaklanabilecek sınıf dengesizliğinin değerlendirme sonuçlarını yanıltmasının önüne geçilmiştir.

Yöntemler yalnızca seyrüsefer doğruluğu açısından değil, aynı zamanda güvenilir ve bozuk ölçümleri ayırt edebilme başarımı bakımından da değerlendirilmiş; elde edilen seyrüsefer performansının altında yatan karar mekanizmaları konfüzyon matrisleri üzerinden ayrıntılı olarak analiz edilmiştir.

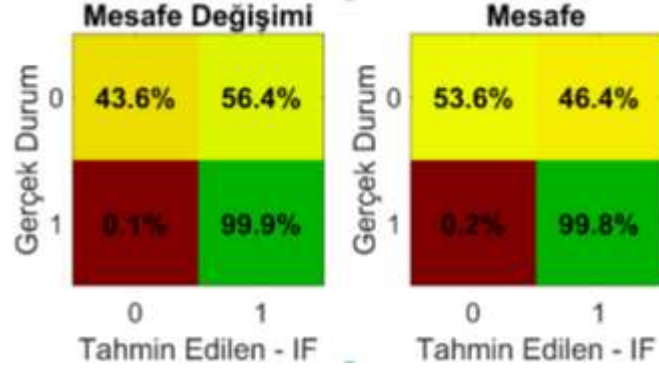
7.3 Ölçüm Bozulmaları Altında Performans

Ölçüm bozulmalarının aktif olduğu senaryolarda, farklı karar yaklaşımlarının performansları ayrıntılı olarak incelenmektedir. Bu kapsamda, öncelikle her bir yöntemin bireysel davranışı ve karar doğruluğu değerlendirilmekte, ardından bu kararların seyrüsefer performansına olan etkileri karşılaştırmalı olarak analiz edilmektedir.

Değerlendirmeler, Bölüm 3.5'te detaylandırılan MC benzetim altyapısı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda, eğitim verisinden farklı bir rastgele sayı üretim yapısı ile oluşturulan 256 koşumluk test seti kullanılmış ve tüm yöntemler birebir aynı koşullar altında çalıştırılarak adil bir karşılaştırma ortamı sağlanmıştır. Bu yaklaşım sayesinde,

yöntemler arasındaki performans farklarının yalnızca karar mekanizmalarından kaynaklanması hedeflenmiştir.

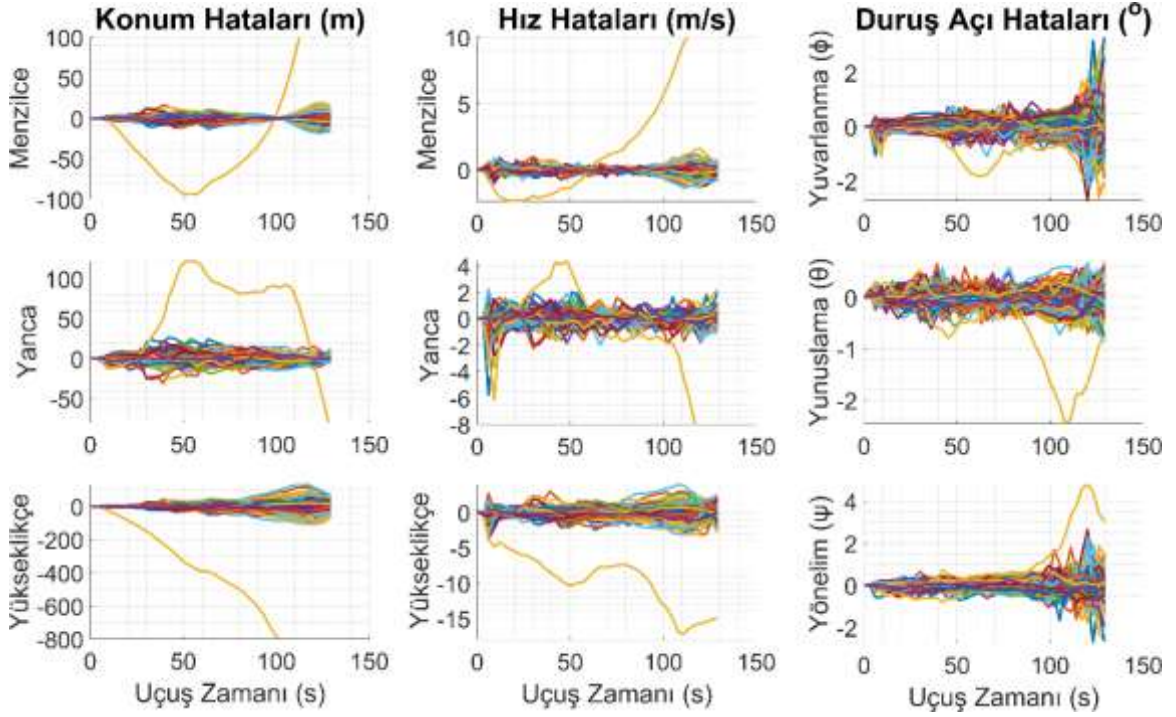
IF yöntemi için elde edilen sonuçlar aşağıda sunulmuştur, elde edilen karar doğruluğuna ilişkin konfüzyon matrisleri Şekil 7.4'te verilmiştir.



Şekil 7.4 IF kararları için konfüzyon matrisleri

Konfüzyon matrislerinin benzetim sırasında ölçüm hatalarının oluşmadığı durumları gösteren alt satırları incelendiğinde, yüksek doğrulukla karar verilebildiği ve TP oranının iki matris için de %99'dan büyük olduğu gözlenmektedir. Ancak hata oluşan durumları gösteren üst satırlar incelendiğinde, Hatalı ölçümlerin yakalanmasını sağlayan TN oranlarına bakılınca, uzaklık ölçümleri için %53.6, uzaklık değişimi ölçümleri için ise %43.6 oranında doğru tespit yapılabildiği gözlemlenmiştir. Düşük kalan bu oranlar, özellikle bozulmuş ölçümlerin güvenilir şekilde ayırt edilmesinde yöntemin sınırlı kaldığını göstermektedir.

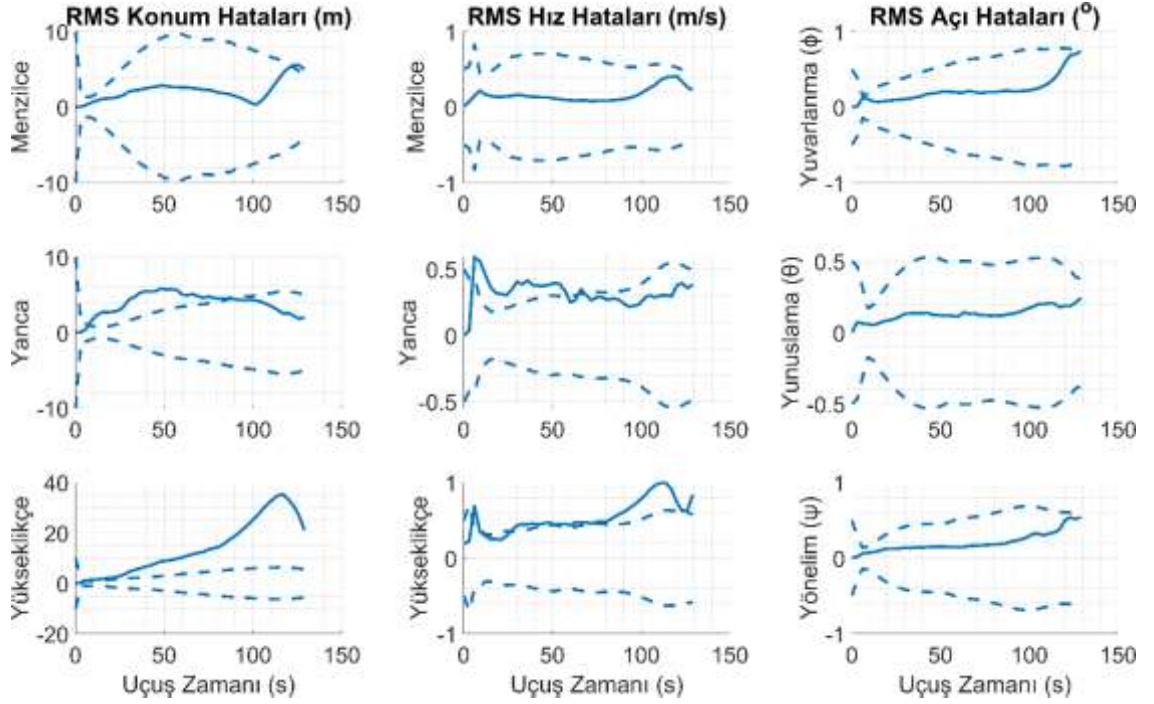
Bu koşullar altında, 256 koşumluk MC simülasyon seti için seyrüsefer hatalarının zamana bağlı değişimi Şekil 7.5'te sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde, bir koşulda kritik anlarda oluşan ölçüm hatalarının tespit edilememesi nedeniyle seyrüsefer performansının uçuşun geri kalanında da belirgin şekilde bozulduğu gözlemlenmiştir. Bu tür koşullar aykırı değer olarak değerlendirilmiş ve Bölüm 7.2'de açıklanan nedenlerle RMS hata hesaplamalarına dahil edilmemiştir.



Şekil 7.5 IF için 256 koşum seyrüsefer hataları

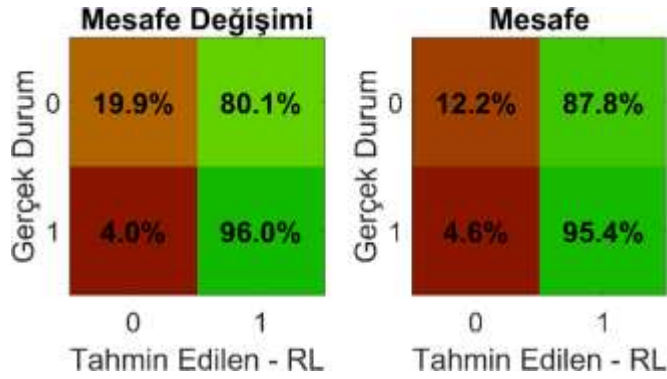
Elde edilen RMS hata eğrileri ve belirsizlik kestirimleri Şekil 7.6’da verilmiştir. Özellikle düşey konum bileşeni için RMS hatanın zamanla değişimi incelendiğinde, hata büyüklüğünün filtre tarafından öngörülen belirsizlik sınırlarının belirgin şekilde dışına çıktığı görülmektedir. Bu durum, ölçüm hatalarının yeterli doğrulukta tespit edilememesinin iki farklı etkisinin birlikte ortaya çıkmasından kaynaklanmaktadır.

İlk olarak, hatalı ölçümlerin güvenilir kabul edilerek filtre güncellemesine dâhil edilmesi, seyrüsefer hata büyüklüklerinin artmasına neden olmaktadır. Bunun yanında, Kalman filtresi ölçüm kovaryansını nominal hata modeli üzerinden değerlendirmeye devam ettiğinden, durum kovaryansının yayılımı da gerçekte oluşan hata seviyesini yansıtacak şekilde artmamaktadır. Sonuç olarak RMS hata büyürken filtre tarafından kestirilen belirsizlik sınırları yeterince genişleyememekte, bu da gerçek hata eğrilerinin güven sınırlarının dışına çıkmasına ve filtre tutarlılığının bozulmasına neden olmaktadır.



Şekil 7.6 IF için RMS hatalar ve belirsizlik kestirimleri

RL tabanlı yöntem için elde edilen karar doğruluğuna ilişkin konfüzyon matrisi Şekil 7.7’de verilmiştir.

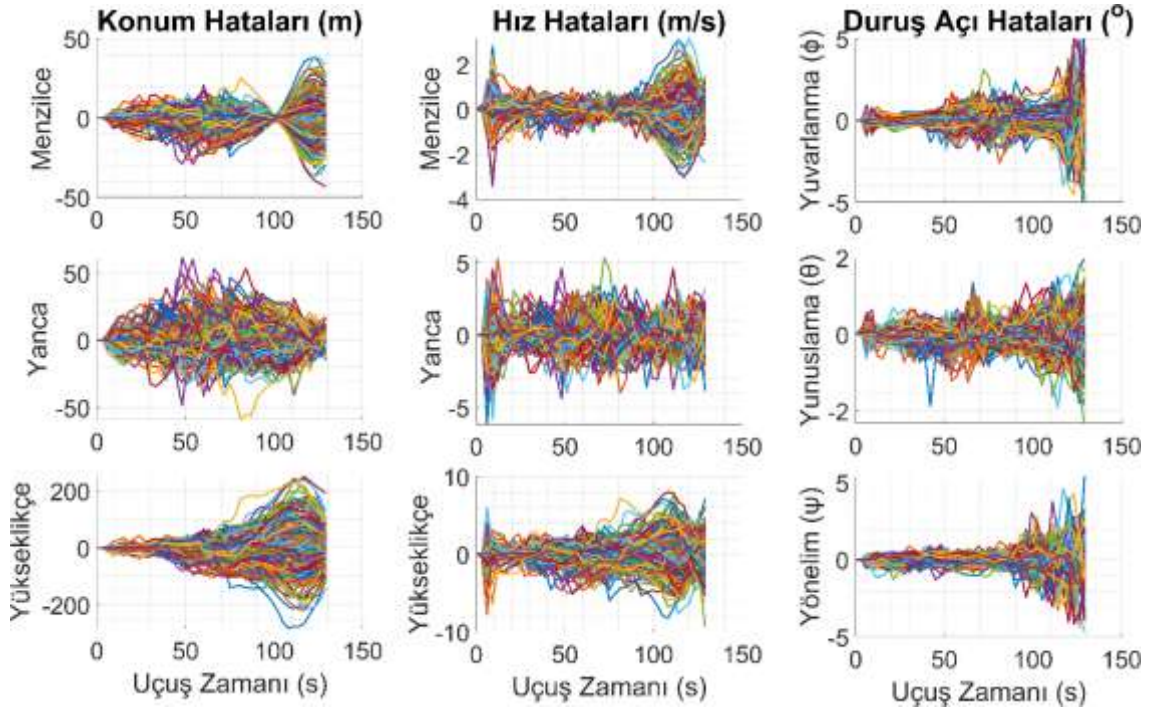


Şekil 7.7 RL kararları için konfüzyon matrisi

Konfüzyon matrislerinin, ölçümlerde hata oluşması durumunu gösteren üst satırları incelendiğinde; TN oranlarının hayli düşük kaldığı, FP oranlarının da yüksek olduğu görülmektedir. Yani yöntem hatalı ölçümlerin çoğunu başarılı olarak sınıflandırmaktadır. Hata tespit başarımları (TN) uzaklık ölçümleri için %12.2, uzaklık değişimi ölçümleri için ise %19.9 olarak gözlenmektedir. Benzer şekilde alt satırı incelediğimizde

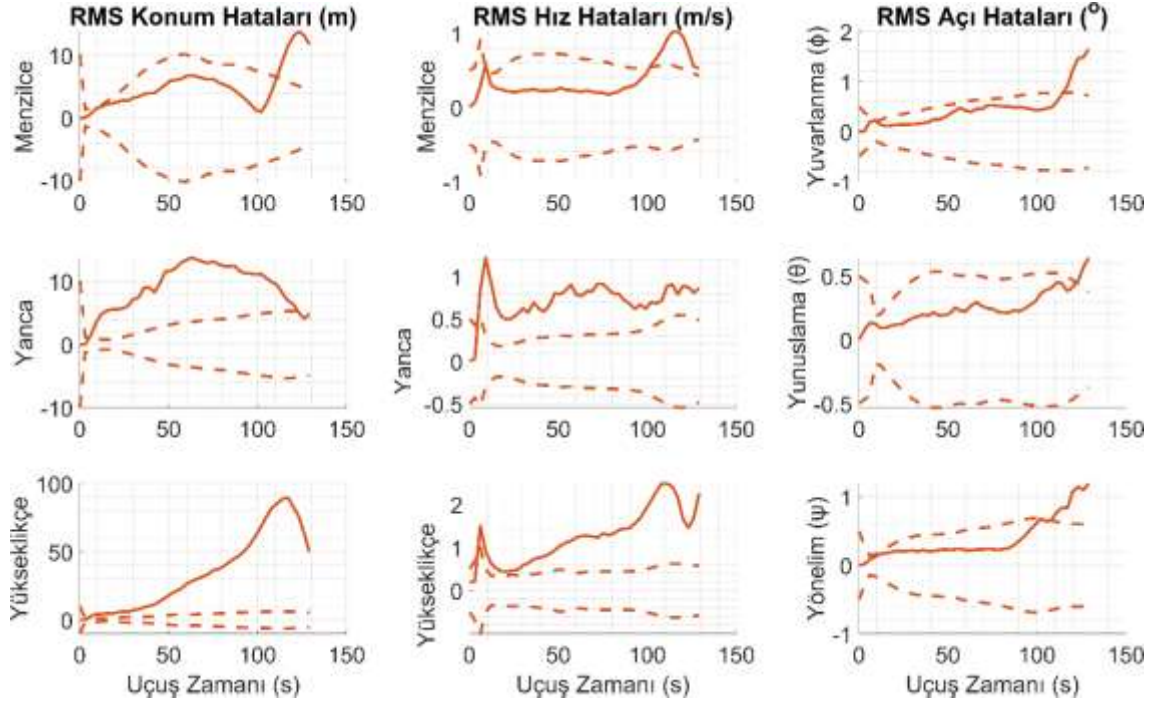
FN oranlarının %4 ve %4.6 olduğunu yani RL yönteminin tutarlı olan bazı ölçümlerin kullanımına engel olduğu görülmektedir. Bu değerler, RL tabanlı yaklaşımın bozulmuş ölçümleri ayırt etme başarımının oldukça sınırlı kaldığını göstermektedir.

Bu koşullar altında, 256 koşumluk MC simülasyon seti için seyrüsefer hatalarının zamana bağlı değişimi Şekil 7.8’de sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde, hatalı ölçümlerin büyük oranda tespit edilememesi nedeniyle, seyrüsefer hatalarının zaman içerisinde birikerek arttığı ve hata dağılımının inovasyon filtresine kıyasla daha geniş bir aralığa yayıldığı gözlemlenmiştir.



Şekil 7.8 RL için 256 koşum seyrüsefer hataları

Ölçüm modunun RL tabanlı algoritma ile belirlendiği toplu MC sonuçlarında aykırı değer tespit edilmemiştir. Bölüm 7.2’de açıklanan nedenlerle en yüksek hata değerine sahip bir adet koşum RMS hata hesaplamalarına dahil edilmemiştir. Elde edilen RMS hata ve belirsizlik kestirimleri Şekil 7.9’da verilmiştir.

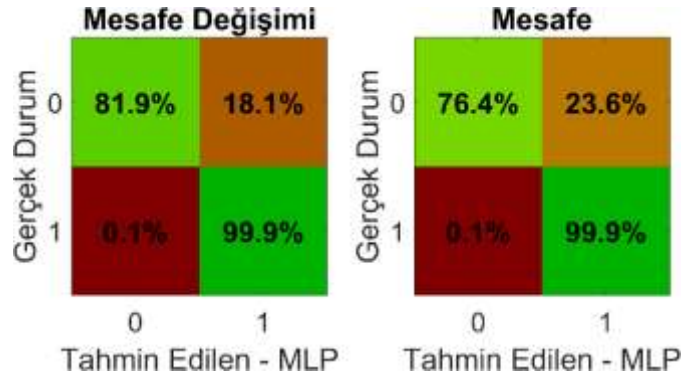


Şekil 7.9 RL için RMS hatalar ve belirsizlik kestirimleri

Şekil 7.7’de sunulduğu üzere, yüksek FP oranları nedeniyle bozuk ölçümlerin önemli bir kısmı güvenilir olarak değerlendirilerek filtre güncellemesine dâhil edilmektedir. Bu durum bir taraftan seyrüsefer RMS hata değerlerinin artmasına neden olurken, diğer taraftan filtre tarafından ölçüm kovaryanslarının nominal hata modeli esas alınarak hesaplanmaya devam etmesi nedeniyle durum kovaryanslarının gerçekte oluşan hata seviyesini yansıtacak şekilde büyümesini engellemektedir.

Sonuç olarak, RL yöntemi için RMS hata eğrilerinin filtre tarafından öngörülen belirsizlik sınırlarının dışına çıktığı gözlenmiştir. Bu durum, karşılaşılan yüksek FP oranları nedeniyle RL tabanlı karar mekanizmasının ölçüm güvenilirliğini yeterli doğrulukta değerlendiremediğini ve filtre tutarlılığının bozulduğunu göstermektedir.

MLP tabanlı yöntem için elde edilen konfüzyon matrisleri Şekil 7.10’da verilmiştir.



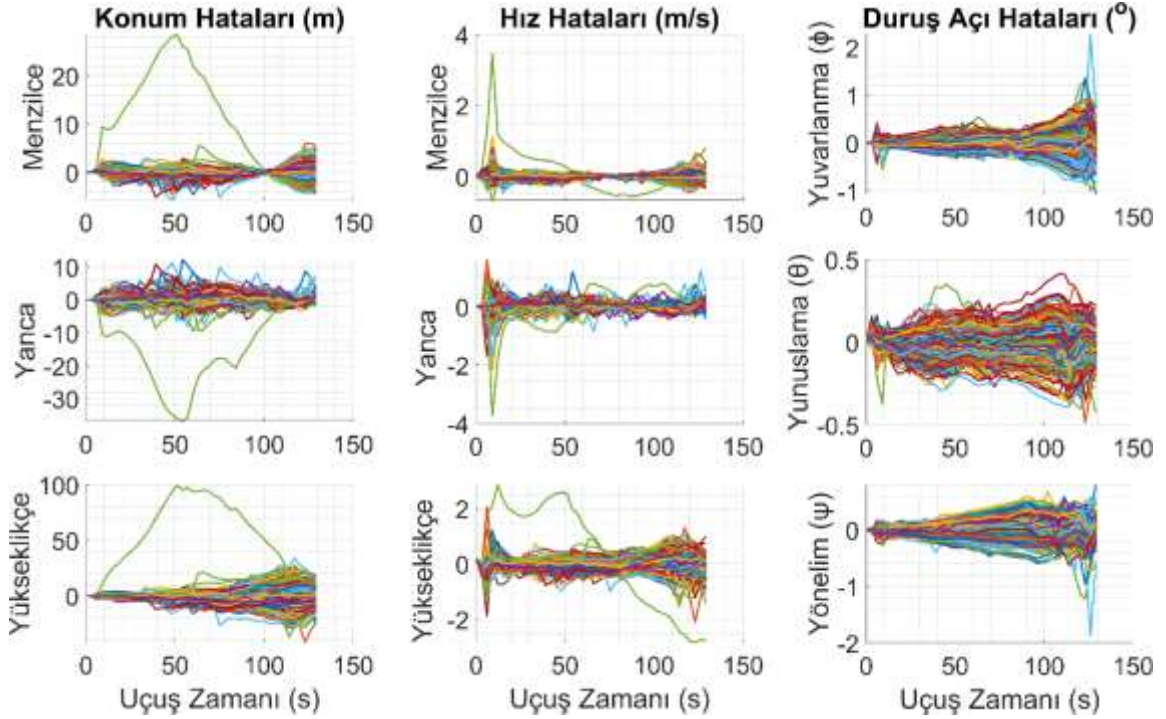
Şekil 7.10 MLP kararları için konfüzyon matrisleri

Konfüzyon matrislerinin hatasız ölçümlere ait kararları içeren alt satırları incelendiğinde, hem uzaklık hem de uzaklık değişimi ölçümleri açısından doğru karar oranlarının (TP) %99.9 seviyesinde olduğu görülmektedir. Ölçümlerde hata oluşan durumlarda alınan kararları gösteren üst satırlara bakıldığında ise, TN oranının uzaklık ölçümleri için %76.4, uzaklık değişimi ölçümleri için ise %81.9 olduğu gözlemlenmiştir. Bu sonuçlar, MLP tabanlı yaklaşımın hem hatasız ölçümleri koruma hem de bozulmuş ölçümleri ayırt etme açısından referans olarak kullanılan IF yöntemine kıyasla belirgin bir iyileşme sağladığını göstermektedir.

Elde edilen bu performans artışının temel nedeni, MLP tabanlı yaklaşımın kararlarını yalnızca inovasyon büyüklüğüne dayandırmaması, bunun yerine ölçüm ve seyrüsefer çözümüne ilişkin 29 boyutlu özellik vektörünü bütüncül olarak değerlendirebilmesidir. Etiketlenmiş eğitim verileri kullanılarak gerçekleştirilen öğrenme süreci sayesinde, IF yönteminde eşik değerinin altında kaldığı için güvenilir kabul edilen bazı bozulmuş ölçümler de öğrenme sürecine dâhil edilmiş, böylece yalnızca tek bir inovasyon eşiğine bağlı kalmadan daha doğru karar sınırları oluşturulabilmektedir. Bu süreçte kullanılan ilave özellikler, kararın yalnızca inovasyon büyüklüğüne bağlı olarak verilmesini engelleyerek eşik altında kalan belirsiz durumların daha doğru sınıflandırılmasına katkı sağlamıştır. Bu durum, özellikle bozulmuş ölçümlerin tespit başarımındaki artışın temel kaynağı olarak değerlendirilmektedir.

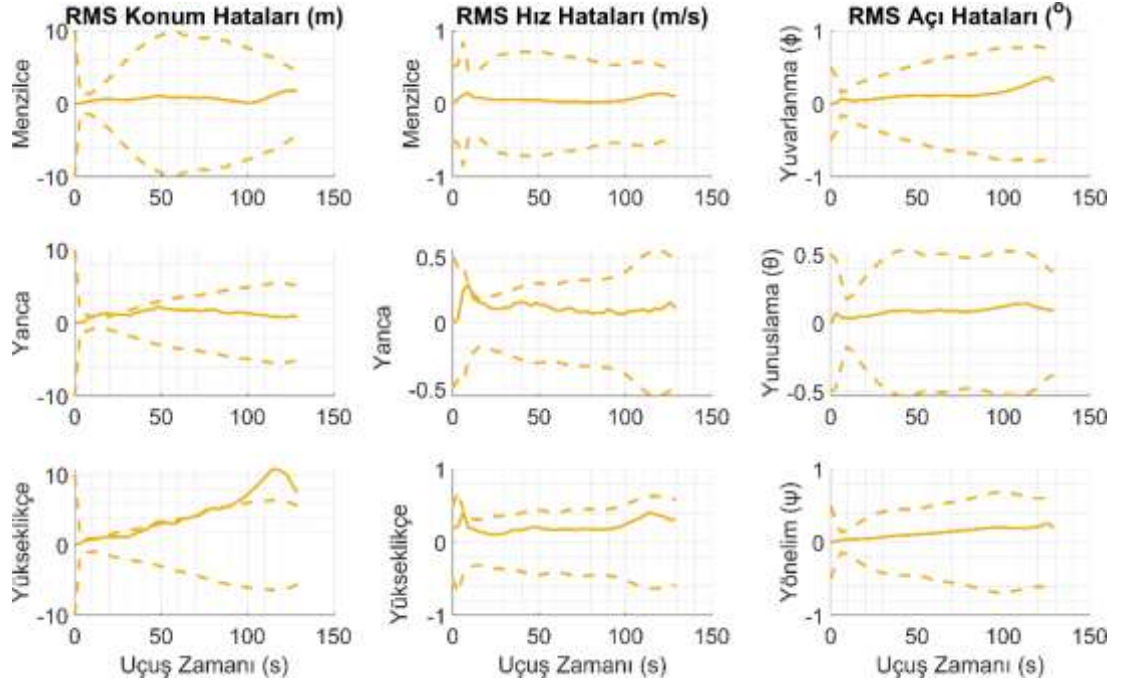
MLP yöntemi ile gerçekleştirilen 256 koşumluk MC simülasyon seti için seyrüsefer hatalarının zamana bağlı değişimi Şekil 7.11’de sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde,

hata dağılımının inovasyon filtresine kıyasla daha dar bir aralıkta toplandığı ve hatalı ölçümlerin daha etkin şekilde bastırılabilirdiği gözlemlenmiştir.



Şekil 7.11 MLP için 256 koşum seyrüsefer hataları

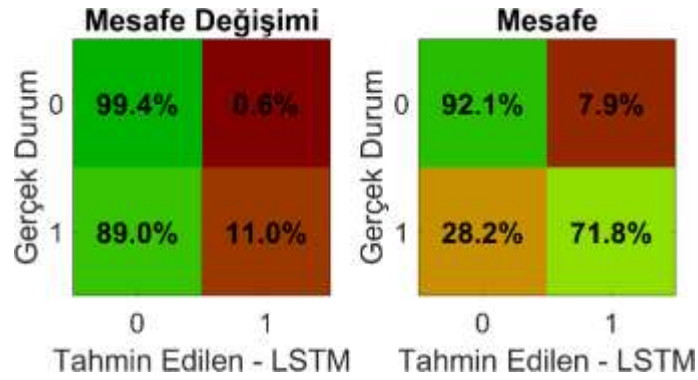
Aykırı değer olarak değerlendirilebilecek bir koşum analiz dışı bırakılmış ve RMS hata hesaplamalarına dahil edilmemiştir. Elde edilen RMS hata ve belirsizlik kestirimleri Şekil 7.12’de verilmiştir. Ölçüm hatası tespit oranlarının yüksek olması, RMS hata değerlerinin diğer yöntemlere kıyasla daha düşük gerçekleşmesini sağlamıştır. Ayrıca, belirsizlik kestirimlerinin genel olarak hata büyüklüklerini iyi temsil ettiği, yalnızca düşey konum bileşeninde sınırlı sapmaların olduğu gözlenmiştir.



Şekil 7.12 MLP için RMS hatalar ve belirsizlik kestirimleri

MLP yöntemi ile elde edilen RMS hata eğrileri incelendiğinde, sonuçların büyük ölçüde filtre tarafından öngörülen belirsizlik bantları içerisinde kaldığı, yalnızca yükseklik bileşeninde uçuşun son safhalarında bu sınırların kısmen aşıldığı gözlenmiştir. Benzer davranış diğer yöntemlerde de görülmekte olup, uçuşun bu bölümünde yükseklik hatalarının artarak belirli bir tepe değere ulaştığı ve iniş fazında tekrar azaldığı dikkat çekmektedir. Bu ortak hata karakteristiğinin, söz konusu uçuş fazında oluşan düşük gözlenebilirlik koşullarından kaynaklandığı değerlendirilmektedir. Özellikle İHA'ların benzer irtifalarda uçuşması ve füzenin uçuşun büyük bölümünde görelî ölçüm aldığı tüm unsurlardan daha yüksek irtifada bulunması, yükseklik eksenindeki gözlenebilirliği azaltmaktadır. Bu koşullar altında bozulmuş ölçümlerin entegrasyona dâhil edilmesi, yükseklik hatalarının daha belirgin şekilde artmasına neden olmaktadır. Hata artışının, füzenin iniş sırasında İHA'larla benzer irtifalardan geçerek tekrar alçaldığı ve gözlenebilirliğin en düşük seviyeye ulaştığı bölgede tüm yöntemlerde ortaya çıkması bu değerlendirmeyi desteklemektedir. Benzer bir davranış, ÖA destekli ANS sonuçlarının sunulduğu Şekil 4.4 ve Şekil 4.5'te de gözlenmektedir.

LSTM tabanlı yöntem için elde edilen konfüzyon matrisleri Şekil 7.13'te verilmiştir.



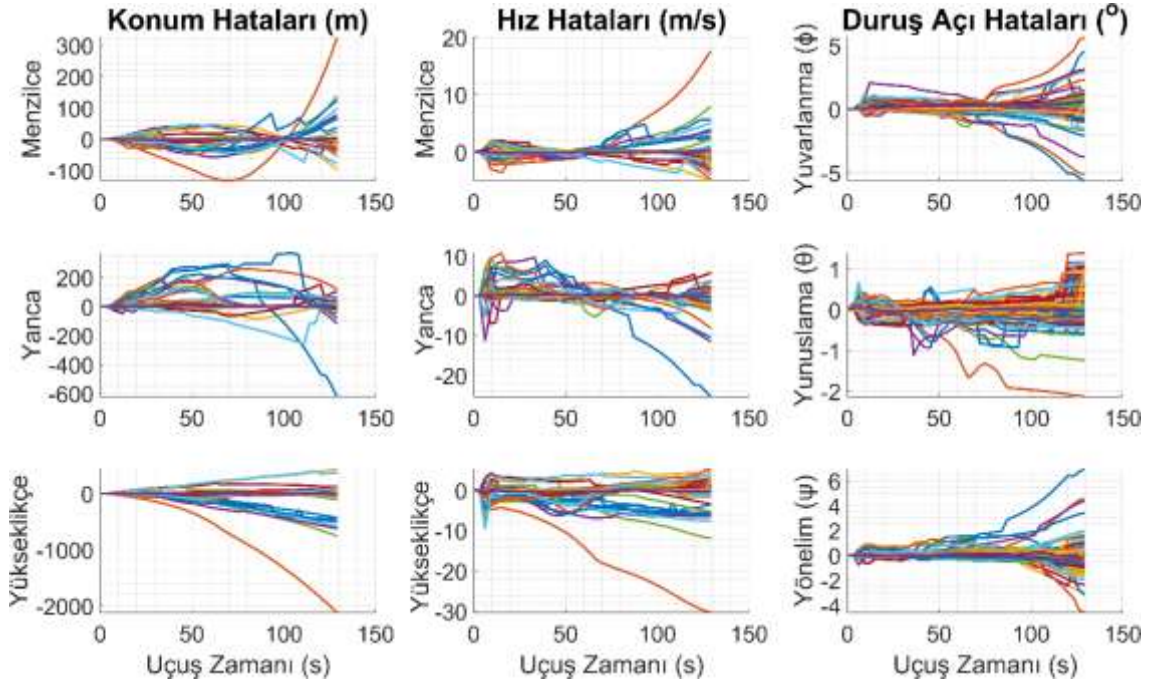
Şekil 7.13 LSTM kararları için konfüzyon matrisleri

Mesafe değişimi için hesaplanan konfüzyon matrisi incelendiğinde, LSTM tabanlı algoritmanın ölçümleri genelde hatalı olarak sınıflandırma eğiliminde olduğu görülmektedir. TN oranı gayet yüksek gözükse de FN oranının da %89 olması aslında tutarlı olan ölçümlerin büyük çoğunluğunun kullanılmadığını göstermektedir.

Mesafe ölçümleri için hesaplanan konfüzyon matrisinde ise ölçümlere ait hataların doğru tespitindeki (TN) yüksek oran dikkat çekmektedir. TN oranında alınan bu sonuç, referans olarak kabul edilen IF yöntemine göre ölçüm hatası tespit oranında yaklaşık %40 iyileşme gibi gözükse de LSTM tabanlı algoritmanın ölçümlerin çoğunu başarısız olarak sınıflandırmasının oran üzerinde yarattığı enflasyon göz ardı edilmemelidir. Özellikle tüm ölçümlerin içerisindeki hatalı ölçüm popülasyonu çok daha az olduğu için, genel olarak hatalı sınıflandırma davranışının TN oranını da yükseltmesi normal bir durumdur. Bu noktada TP oranının da korunup korunmadığı önem kazanmaktadır. TP oranlarının nasıl değiştiği incelendiğinde IF yöntemine göre yaklaşık %30 oranında azaldığı dikkat çekmektedir.

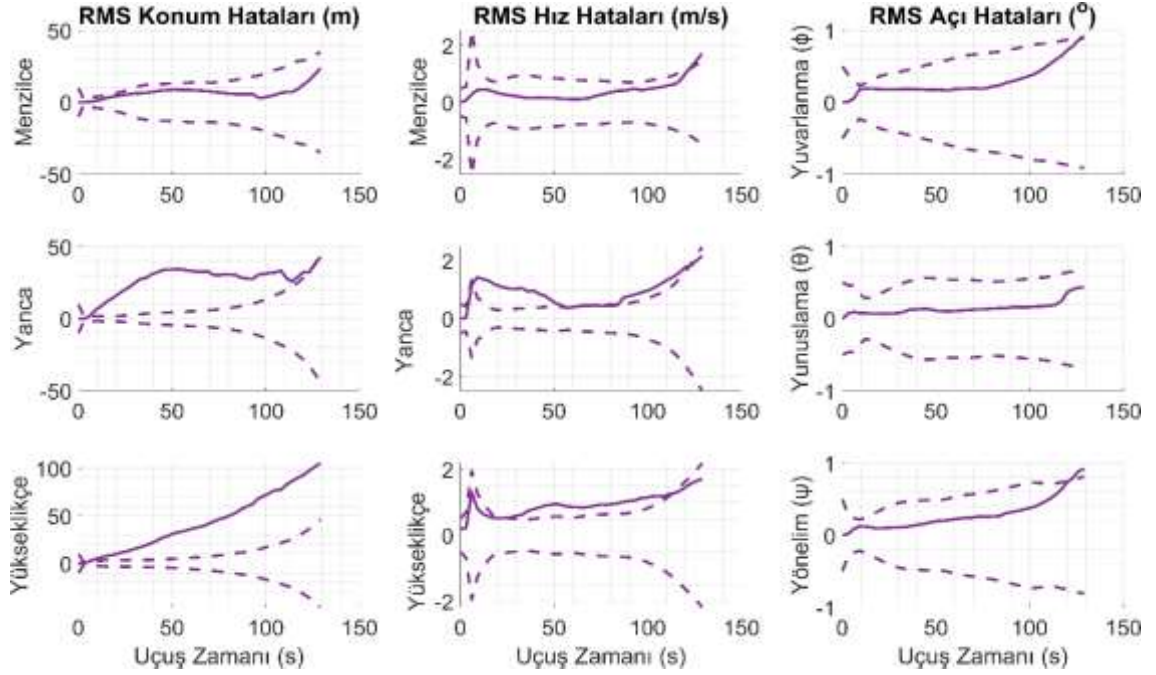
Bu analizlerin bir sonucu olarak, çoğu durumda ölçümleri hatalı olarak sınıflandırma eğilimi nedeniyle LSTM ağının ölçüm güvenilirliğini dengeli bir şekilde ayırt etmekte zorlandığı görülmektedir.

LSTM yöntemi ile gerçekleştirilen 256 koşumluk MC simülasyon seti için seyrüsefer hatalarının zamana bağlı değişimi Şekil 7.14'te sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde, algoritmanın ölçümlerin büyük bir kısmını hatalı olarak değerlendirmesi nedeniyle ölçüm güncellemelerinin oldukça seyrek gerçekleştiği ve bu durumun ataletsel hataların zaman içerisinde birikmesine neden olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 7.14 LSTM için 256 koşum seyrüsefer hataları

Elde edilen RMS hata ve belirsizlik kestirimleri Şekil 7.15'te verilmiştir. Ölçüm güncellemesi sıklığının düşük olması nedeniyle, hata büyüklüklerinin diğer yöntemlere kıyasla daha yüksek seviyelerde seyrettiği ve buna paralel olarak belirsizlik tahminlerinin de geniş aralıklara yayıldığı görülmektedir.



Şekil 7.15 LSTM için RMS hatalar ve belirsizlik kestirimleri

Bu sonuçlar, LSTM tabanlı yaklaşımın zamansal bağımlılıkları modelleme potansiyeline rağmen mevcut problem için beklenen performans artışını sağlayamadığını göstermektedir. Bunun olası nedenlerinden biri, ölçüm dizilerinin kesintili yapısı ve sık ölçüm modu değişimleri nedeniyle uzun dönem zamansal bağımlılıkların yeterince belirgin olmaması olabilir. Bunun yanında, Bölüm 6.5'te açıklanan, mimari ve hiperparametre seçimlerine ilişkin denemelere rağmen, bu problem için daha uygun ağ yapıları veya eğitim stratejilerinin mevcut olması da olasıdır. Ayrıca, MLP tabanlı yaklaşımın aynı özellik kümesi ile yüksek başarı elde etmesi, bu problemde zamansal modelleme kabiliyetinin sağladığı ilave katkının sınırlı kaldığına işaret etmektedir. Farklı LSTM mimarileri, hiperparametre seçimleri ve eğitim stratejilerinin değerlendirilmesiyle bu yaklaşımın potansiyelinin ortaya çıkarılabileceği değerlendirilmektedir.

7.4 Farklı Ölçüm Bozulma Yöntemleri ile Genelleme Yeteneğinin İncelenmesi

Modellerin genelleme yeteneğinin incelenmesi ve farklı hata karakteristikleri altındaki davranışlarının incelenebilmesi için hata modeli içerisinde normal dağılım yerine, Student-t dağılımı modellenerek karşılaştırmalı MC koşumları gerçekleştirilmiştir.

Gürbüz filtreleme ve bozulmuş ölçüm tespiti literatüründe normal hata varsayımının geçerli olmadığı durumları temsil etmek amacıyla Student-t dağılımı yaygın olarak kullanılmaktadır. (Huang vd. 2018).

Benzer şekilde Piché vd. (2012) ve Roth vd. (2013) çalışmalarında, aykırı gözlemlerin ve ağır kuyruklu ölçüm hatalarının modellenmesi amacıyla Student-t dağılımı kullanmışlardır.

Student-t dağılımı altında gerçekleştirilen testler, yalnızca normal hata modeli ile eğitilen ağların genelleme kabiliyetini değerlendirmekle kalmamakta, aynı zamanda çok yollu yayılım etkileri gibi eğitim aşamasında temsil edilmeyen ağır kuyruklu ve aykırı hata davranışlarına karşı sistemin gürbüzlüğü de sınımlanmaktadır. Dorahy vd. (2026) benzer şekilde KKS çok yollu yayılım hatalarının modellenmesinde Student-t dağılımının daha gerçekçi bir temsil sunduğunu göstermiştir.

Eşitlik (5.1)'de verilen hata parametrelerinin hesaplanmasında kullanılan $b \sim \mathcal{U}(b_{\min}, b_{\max})$ tekdüze dağılımı ve $n_0(t)$ normal dağılımı ile sabit hata kararsızlığı için üretilen rastgele değişkenler, Eşitlik (7.1)'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$e = \sigma \frac{T_v}{\sqrt{\frac{v}{v-2}}}, \quad T_v \sim t(v) \quad (7.1)$$

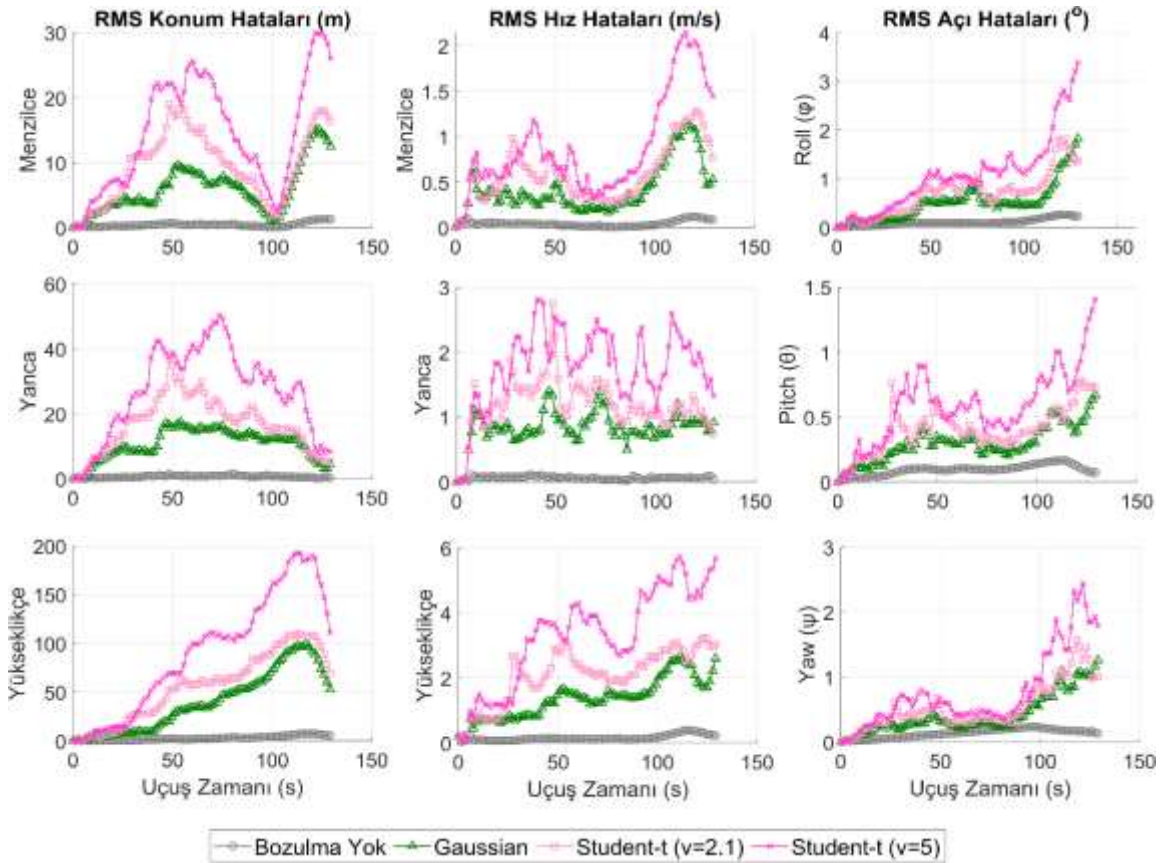
Burada:

- e , oluşturulan rastgele hata bileşenini,
- T_v , v serbestlik derecesine sahip standart Student-t rastgele değişkenini,
- v , Student-t dağılımının serbestlik derecesini,
- σ , hata modelinin standart sapmasını ifade etmektedir.

σ parametresi sabit hata kararsızlığı için σ_d , rastgele gürültü için σ_{n_1} ve sabit hata sıçramaları için $3b_{\max}$ olarak kullanılmıştır (Bkz. Çizelge 5.1).

Farklı hata karakteristiklerini temsil etmek amacıyla $v=5$ ve $v=2.1$ değerleri seçilmiştir. $t(v = 5)$ orta düzeyde ağır kuyruklu bir hata modeli sunarken, $t(v = 2.1)$ varyansın tanımlı kaldığı sınır bölgeye oldukça yakın olup, aykırı gözlem olasılığının yüksek olduğu zorlu bir hata senaryosunu temsil etmektedir. Böylece normal dağılım kullanılarak eğitilen yöntemlerin, farklı kuyruk davranışları altında sergilediği genelleme kabiliyeti ve gürbzlük performansı 32’şerli MC benzetimleri ile incelenmiştir.

İlk MC analizi, farklı hata dağılımları ile bozulmuş haberleşme ortamında alınan görelî ölçümlerin, önerilen müşterek seyrüsefer performansına yansımalarını incelemek amacıyla gerçekleştirilmiştir. Referans olarak kullanılacak bu analizde, ölçüm modu değiştirme stratejisi uygulanmaksızın dört farklı MC benzetimi yürütülmüş ve sonuçlar Şekil 7.16’da verilmiştir.

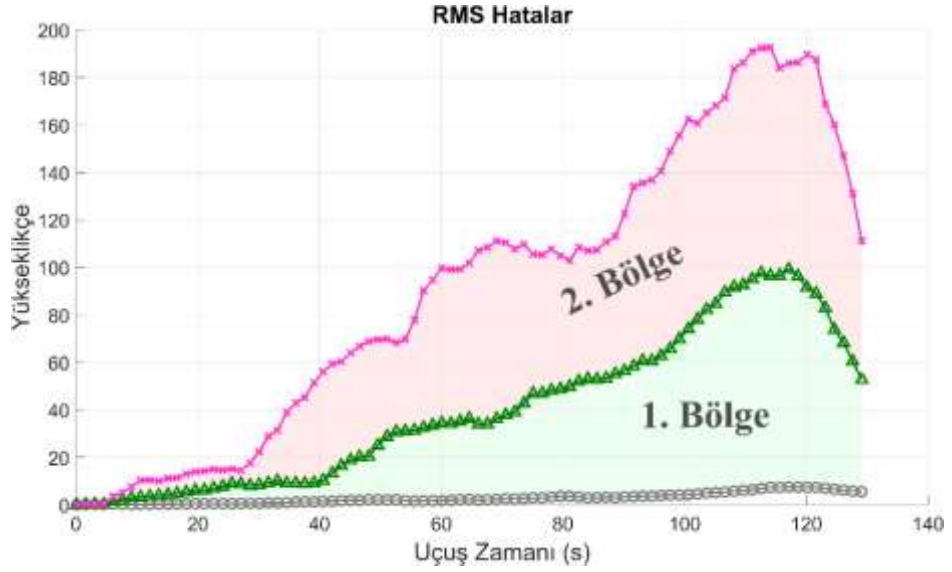


Şekil 7.16 Farklı ölçüm bozulma modelleri altında Kalman performansı

Gri ile gösterilen eğriler, herhangi bir ek ölçüm bozulmasının uygulanmadığı, dolayısıyla teorik olarak ulaşılabilecek en iyi performans göstermektedir. Yeşil eğriler ise ağların eğitiminde kullanılan normal dağılımlı hata modeli altında, herhangi bir ölçüm güvenilirliği değerlendirmesi veya ölçüm eleme stratejisi uygulanmadan elde edilen sonuçlardır. Bu nedenle aynı bozucu etkiler altında ulaşılabilecek en düşük performans seviyesini temsil etmektedir.

Bölüm 6’da önerilen ve Bölüm 7.3’te performansları incelenen ölçüm güvenilirliği kontrol yöntemleri uygulandığında, elde edilecek sonuçların teorik olarak bu iki eğrinin arasında yer alması beklenmektedir. Bu nedenle gri ve yeşil eğriler arasında kalan performans aralığı, çalışmanın ilerleyen bölümlerinde ifade kolaylığı sağlamak amacıyla “1. Bölge” olarak adlandırılmıştır.

Açık ve koyu pembe eğriler, ölçüm bozma modelindeki normal ve tekdüze rastgele sayı üreticilerinin Student-t dağılımı ile değiştirilmesi sonucunda elde edilmiştir. Bu analizlerde sırasıyla $\nu=2.1$ ve $\nu=5$ serbestlik dereceleri kullanılmıştır. Ölçüm modu değiştirme stratejisi uygulanmaksızın gerçekleştirilen referans benzetimlerinde en yüksek performans kaybı $t(\nu = 5)$ dağılımı altında gözlenmiştir. Bu durum, yalnızca kuyruk davranışının değil, üretilen hata dizilerinin zamansal karakteristiğinin de seyrüsefer performansını etkileyebildiğini göstermektedir. dağılımı ile normal hata modeli arasında kalan performans aralığı ise “2. Bölge” olarak tanımlanmıştır. Performans bölgelerinin örnek gösterimi yükseklik RMS hatası için Şekil 7.17’de verilmiştir. Her seyrüsefer çıktısı için değerlendirmeler benzer şekilde kendi içerisinde hangi bölgede olduğuna bakılarak gerçekleştirilmiştir.



Şekil 7.17 Algoritma performans bölgeleri

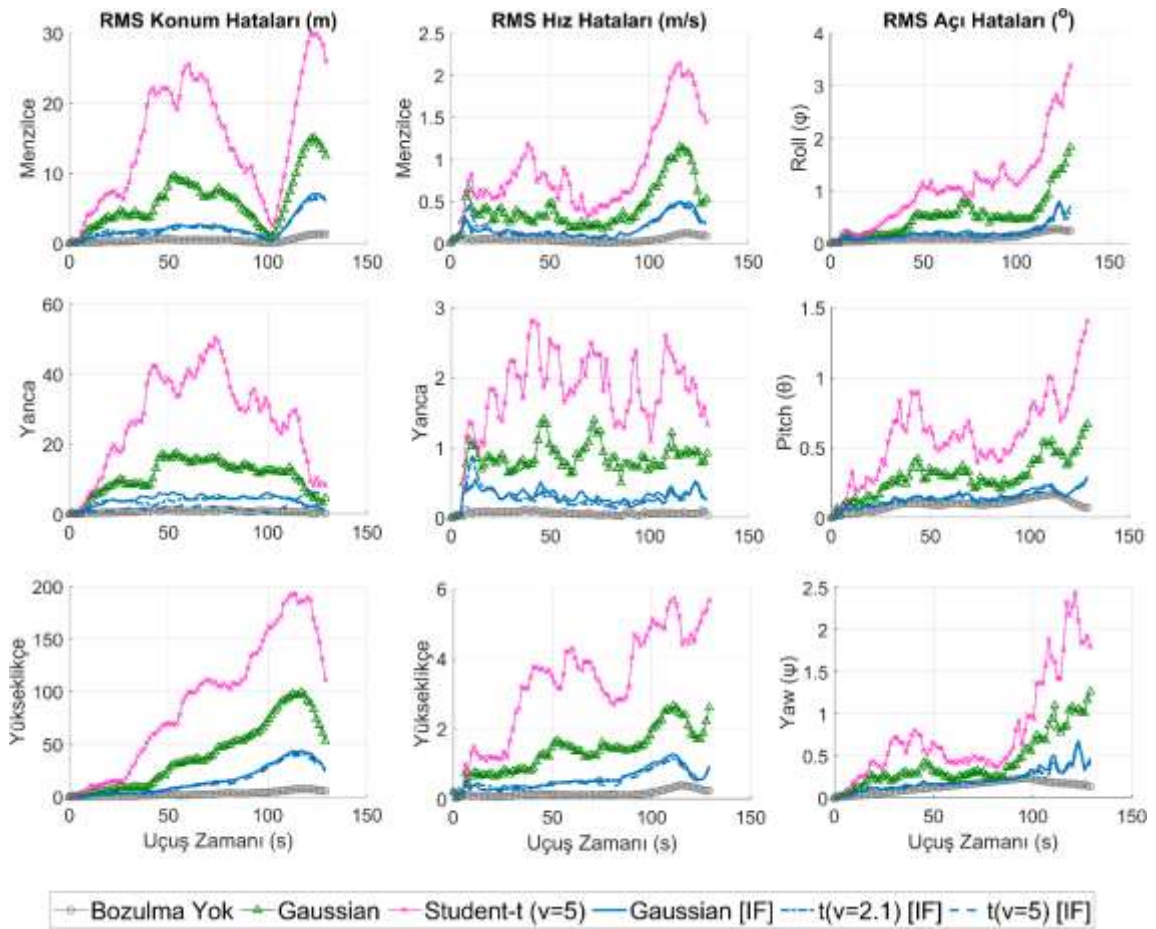
Önerilen ölçüm güvenilirliği kontrol yöntemlerinin genelleme yeteneği değerlendirilirken bu performans bölgeleri referans alınmıştır. Ölçüm modu değiştirme stratejisi uygulanarak gerçekleştirilen benzetimlerde, farklı hata dağılımları altında elde edilen sonuçların hangi performans bölgesinde yer aldığı incelenmiştir. Genelleme kabiliyeti yüksek bir yöntem için RMS eğrilerinin, hata dağılım metodundan bağımsız olarak 1. Bölge içerisinde yer alması beklenir. Buna karşılık, yalnızca normal dağılım için 1. Bölge’de yer almasına rağmen diğer dağılımlar için 2. Bölge’ye düşen bir yöntem için, eğitim verisine aşırı uyum sağladığı ve farklı hata karakteristiklerine yeterince genelleme yapamadığı söylenebilir. Tüm hata modellerinde sonuçların 2. Bölge içerisinde kalması ise, yöntemin ölçüm güvenilirliği değerlendirmesinde yeterli iyileşme sağlayamadığına işaret etmektedir.

7.4.1 IF metodunun genelleme yeteneğinin incelenmesi

normal ve farklı serbestlik derecelerine sahip Student-t dağılımları kullanılarak oluşturulan üç farklı hata senaryosu, ölçüm modu belirleme algoritması olarak IF metodu kullanılarak değerlendirilmiştir.

Elde edilen RMS hataların performans bölgelerine dağılımı Şekil 7.18’de verilmiştir.

RMS hataların zamanla değişimi incelendiğinde, IF yönteminin tüm hata dağılımı senaryolarında performansını 1. Bölge içerisinde koruduğu görülmektedir. Bu sonuç, yöntemin yalnızca normal hata modeli altında değil, farklı kuyruk davranışlarına sahip Student-t dağılımları altında da ölçüm güvenilirliğini başarılı şekilde değerlendirebildiğini göstermektedir. IF karar mekanizmasının doğrudan inovasyon büyüklüğüne dayanması ve bu sebeple ölçümlerde oluşan ani zıplamaları tespit etme özelliğinin güçlü olması nedeniyle hata modeli değişimlerinden sınırlı düzeyde etkilenmiştir.



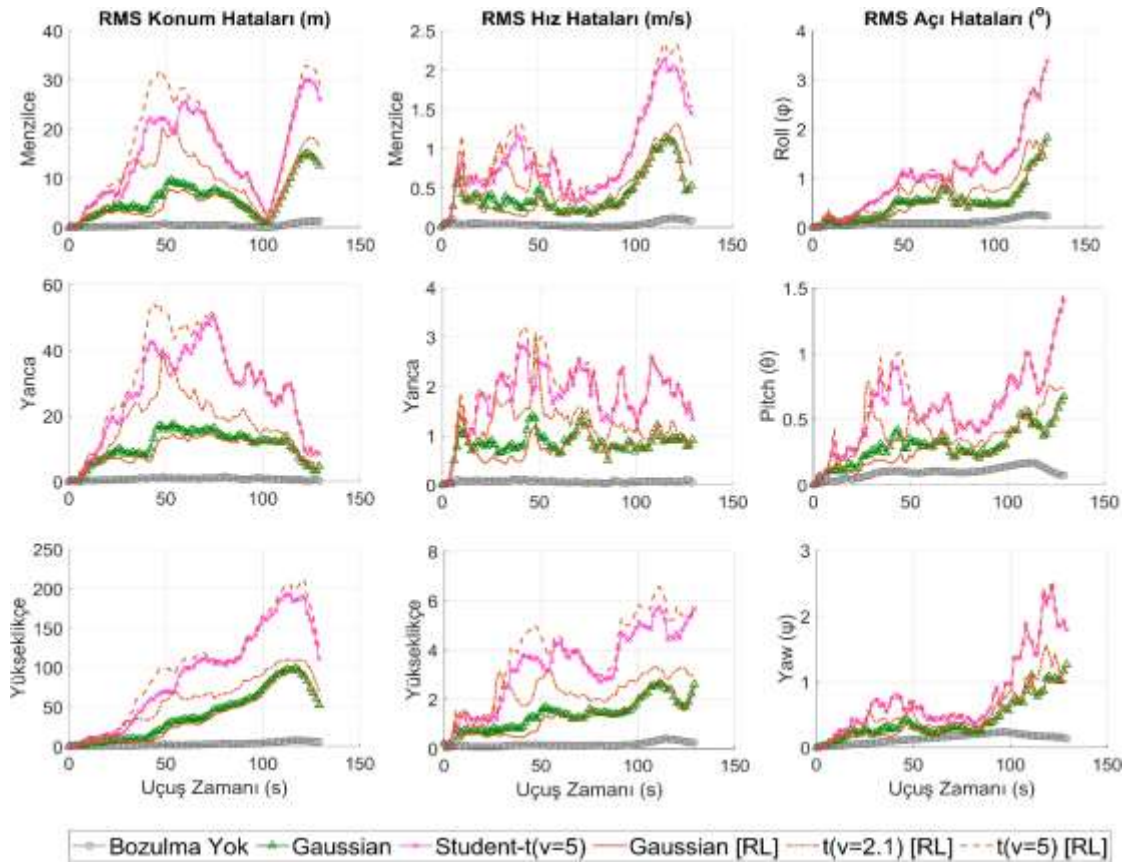
Şekil 7.18 IF algoritması için performans bölgeleri

Elde edilen sonuçlar, IF yönteminin farklı hata karakteristikleri altında da gürbüz biçimde çalışabildiğini ve hata dağılımındaki değişimlere karşı duyarlılığının düşük olduğunu göstermektedir. Bu nedenle IF yöntemi, öğrenme tabanlı yöntemlerin farklı hata

dağılımları altındaki performansını değerlendirmek için güçlü bir referans yöntem olarak kullanılabileceğini göstermiştir.

7.4.2 RL metodunun genelleme yeteneğinin incelenmesi

Ölçüm metodu değiştirme kararlarının RL tabanlı algoritma tarafından verildiği, üç farklı hata dağılımı altında gerçekleştirilen MC analizlerinin sonuçları Şekil 7.19’da verilmiştir.



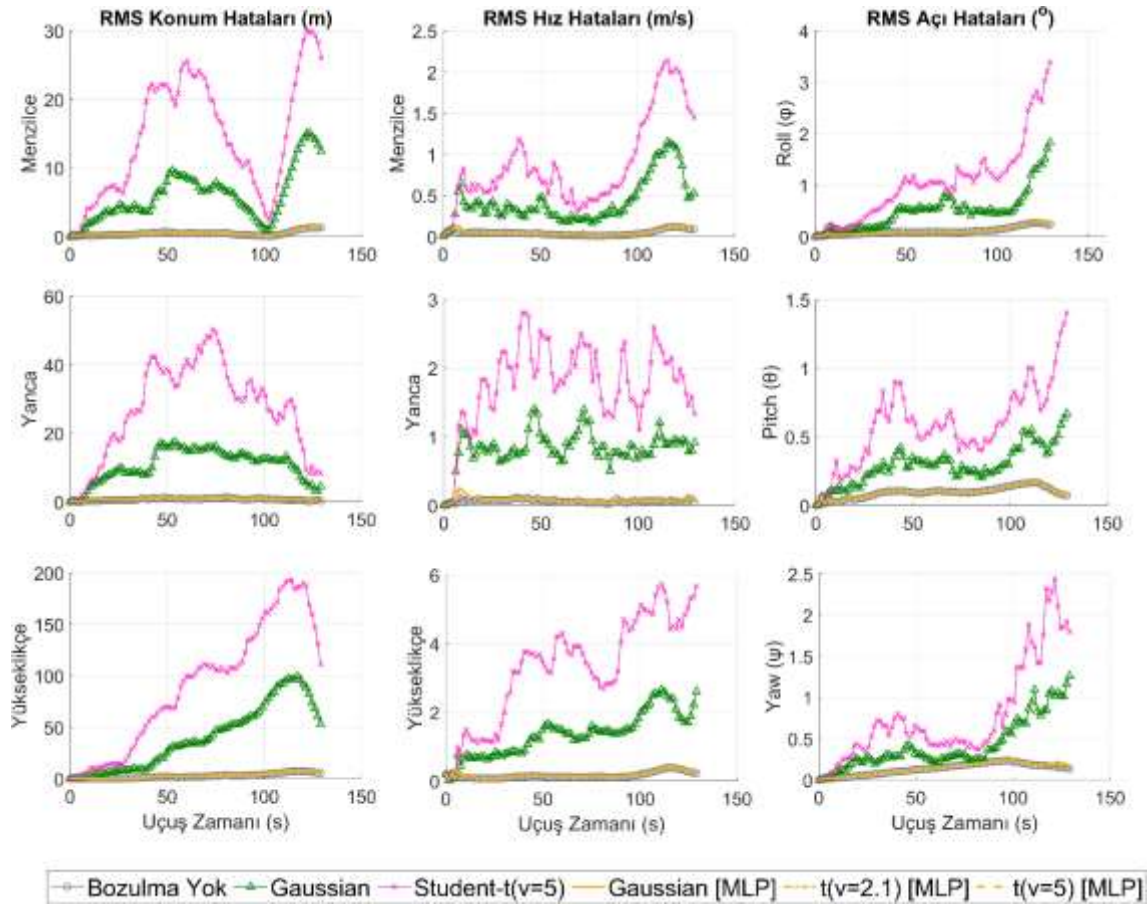
Şekil 7.19 RL algoritması için performans bölgeleri

Normal dağılımlı kullanılarak oluşturulan hata modeli altında elde edilen sonuçların, genel olarak 1. Bölge’nin üst sınırını oluşturan yeşil eğri boyunca seyrettiği, bazı zaman aralıklarında ise bu eğrinin bir miktar altına inerek az farkla 1. Bölgede içerisinde kaldığı gözlenmiştir. Bu sonuçlar, RL yönteminin eğitimde kullanılan hata modeli altında, herhangi bir ölçüm seçim algoritması uygulanmayan standart Kalman filtresine kıyasla sınırlı da olsa bir performans iyileşmesi sağlayabildiğini göstermektedir.

Student-t dağılımları kullanılarak oluşturulan benzetim sonuçları incelendiğinde ise, $t(v = 2.1)$ dağılımı altında elde edilen performansın büyük ölçüde 2. Bölge içerisinde kaldığı, $t(v = 5)$ dağılımında ise bazı zaman aralıklarında 2. Bölge'nin üst sınırını oluşturan koyu pembe eğrinin de üzerine çıktığı görülmektedir. Bu sonuçlar, RL tabanlı yöntemin normal dağılım altında sağladığı sınırlı performans kazanımını farklı hata karakteristikleri altında sürdüremediğini ve eğitimde karşılaşmadığı dağılımlara karşı yeterli genelleme kabiliyeti sergileyemediğini göstermektedir.

7.4.3 MLP metodunun genelleme yeteneğinin incelenmesi

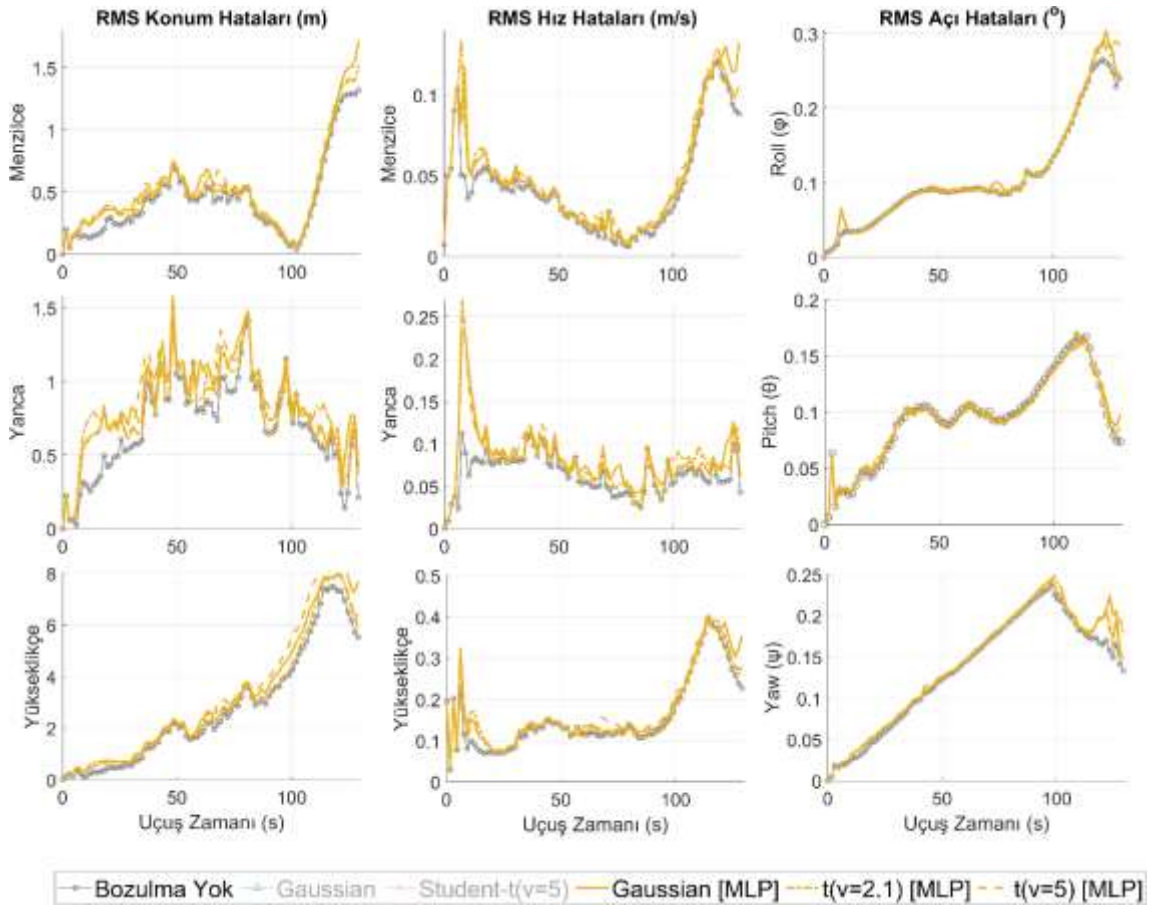
Ölçüm metodu değiştirme kararlarının MLP tabanlı algoritma tarafından verildiği durumda elde edilen MC analizlerinin sonuçları Şekil 7.20'de verilmiştir.



Şekil 7.20 MLP algoritması için performans bölgeleri

Farklı hata dağılımları altında elde edilen sonuçlar incelendiğinde, dağılım türünden bağımsız olarak tüm RMS hata eğrilerinin 1. Bölge içerisinde kaldığı görülmektedir. Eğrilerin büyük bölümü teorik olarak ulaşılacak en iyi performans sınırını oluşturan gri eğriyi yakından takip etmekte, yalnızca bazı zaman aralıklarında bu sınırdan sınırlı düzeyde sapmaktadır. Bu durum, MLP tabanlı ölçüm modu belirleme algoritmasının eğitimde kullanılmayan hata dağılımları altında da performansını koruyabildiğini göstermektedir.

Farklı hata dağılımları altında elde edilen RMS hata eğrilerinin birbirine oldukça yakın olması nedeniyle, sonuçların daha ayrıntılı incelenebilmesi amacıyla bozulmanın uygulanmadığı referans durum ile karşılaştırmalı ve daraltılmış eksen ölçeğinde gösterimi Şekil 7.21'de verilmiştir.

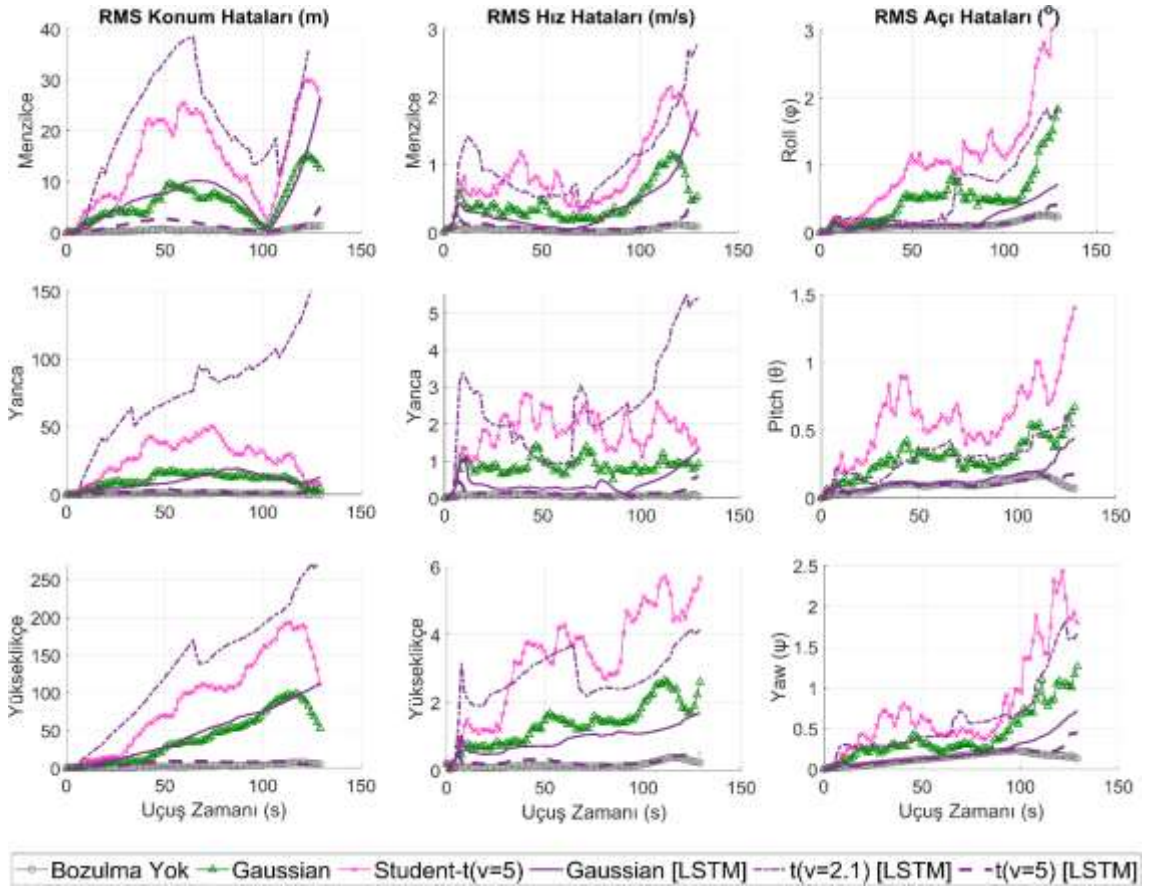


Şekil 7.21 Farklı dağılımlar için MLP algoritmasının performans değişimi

Üç farklı hata dağılımı için elde edilen eğrilerin tamamının referans olarak alınan gri eğriye oldukça yakın seyretmesi, MLP tabanlı ölçüm modu belirleme algoritmasının yalnızca normal dağılım altında değil, farklı kuyruk karakteristiklerine sahip hata modelleri altında da yüksek genelleme kabiliyeti sergilediğini göstermektedir.

7.4.4 LSTM metodunun genelleme yeteneğinin incelenmesi

Ölçüm metodu değiştirme kararlarının LSTM tabanlı algoritma tarafından verildiği durumda elde edilen MC analizlerinin sonuçları Şekil 7.22’de verilmiştir.



Şekil 7.22 LSTM algoritması için performans bölgeleri

Normal dağılımlı rastgele değişkenler kullanılarak oluşturulan hata modeli altında elde edilen sonuçlar incelendiğinde;

- Konum hataları için iki bölge arasındaki sınırı belirleyen yeşil eğriye yakın seyrettiği, bazen 1. Bölge’de bazen ise 2. Bölgede yer aldığı,
- Hız hataları için uçuşun son anları hariç genellikle 1. Bölgede yer aldığı,
- Açı hataları için ise referans olarak alınan ve teorik en iyi limiti temsil eden gri eğriye yakın seyrettiği gözlenmiştir.

Eğitimde kullanılan hata modeli altında elde edilen bu sonuçlar, algoritmanın bazı seyrüsefer metrikleri için kısmi başarımlar sergilerken bazı metrikler için ise kısmen kötüleştirici etki yapabildiğini göstermektedir. Bazı zaman aralıklarında standart Kalman filtresinin dahi gerisinde kalınması durumu, güvenilir ölçümlerin hatalı olarak reddedilmesi (FN) ile bozuk ölçümlerin güvenilir kabul edilerek filtre güncellemesine dâhil edilmesinin (FP) birlikte gerçekleşmesine bağlanabilir.

$t(\nu = 2.1)$ dağılımı kullanılarak gerçekleştirilen benzetimlerde konum hatalarının koyu pembe sınırın üzerinde yer aldığı, hız ve açı hatalarının ise 1. ve 2. Bölge arasında geçiş yaptığı gözlenmiştir.

Buna karşılık, $t(\nu = 5)$ dağılımı altında elde edilen sonuçlarda tüm performans metriklerinin 1. Bölge içerisinde yer aldığı ve referans olarak alınan gri eğriye oldukça yakın seyrettiği görülmektedir.

Üç farklı hata dağılımı altında birbirinden belirgin şekilde farklı performans karakteristiklerinin ve davranışların elde edilmesi, LSTM tabanlı yöntemin hata dağılımındaki değişimlere karşı kararlı bir davranış sergileyemediğini göstermektedir. Özellikle Şekil 7.16’da en zorlayıcı hata modeli olarak değerlendirilen $t(\nu = 5)$ dağılımı altında, eğitimde kullanılan normal dağılıma kıyasla daha başarılı sonuçlar elde edilmesi, yöntemin hata karakteristiklerine duyarlı ve doğrusal olmayan bir karar mekanizmasına sahip olabileceğini düşündürmektedir. Bu durum, LSTM tabanlı yaklaşımın mevcut hâliyle yeterli genelleme kabiliyeti sergileyemediğini göstermekle birlikte, uygun ağ mimarisi ve eğitim stratejileri ile daha yüksek performans potansiyeline sahip olabileceğine işaret etmektedir. Bu potansiyelin gelecek çalışmalar kapsamında ayrıntılı olarak incelenmesi faydalı görülmektedir.

8. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR

Bu tez çalışmasında, balistik füzelere özgü olarak KKS erişiminin sınırlı veya tamamen kaybedildiği operasyonel ortamlarda kullanılmak üzere, haberleşme tabanlı görelî ölçümlerden yararlanan çok unsurlu müşterek bir seyrüsefer mimarisi önerilmiştir. Geliştirilen mimarinin temel amacı, farklı hava unsurlarından elde edilen bilgilerin ortak olarak değerlendirilmesiyle seyrüsefer doğruluğunu artırırken, aynı zamanda ölçüm bozulmalarına karşı gürbüz bir kestirim altyapısı oluşturmaktır. Bu doğrultuda ölçüm güvenilirliği, önerilen müşterek seyrüsefer yapısının ayrılmaz bir bileşeni olarak ele alınmış; yalnızca hatalı ölçümlerin tespit edilmesi değil, bu ölçümlerin filtreleme sürecine nasıl dâhil edileceğinin adaptif olarak belirlenmesi de problemin temel unsurlarından biri olarak değerlendirilmiştir. Bu amaçla geliştirilen öğrenme tabanlı ölçüm modu belirleme yaklaşımı, tek başına bir karar mekanizması olarak değil, önerilen müşterek seyrüsefer mimarisinin gürbüzlüğünü artıran tamamlayıcı bir bileşen olarak tasarlanmış ve değerlendirilmiştir.

8.1 Çalışmanın Genel Değerlendirmesi

Tez kapsamında gerçekleştirilen analizler, KKS erişiminin sınırlı olduğu ortamlarda seyrüsefer probleminin yalnızca mutlak konum bilgisinin kaybedilmesinden ibaret olmadığını göstermiştir. Bu doğrultuda, çalışmada önerilen müşterek seyrüsefer yaklaşımı, platformlar arası haberleşme yoluyla elde edilen görelî ölçümlerin kullanılmasıyla seyrüsefer performansının iyileştirilmesini hedeflemektedir. Bu yaklaşımın sağlayabileceği kazanımlar, tez kapsamında Bölüm 4.3'te sunulan analizlerle nicel olarak ortaya konmuştur. İlgili bölümde, KKS'nin tamamen mevcut olduğu durumlar ile KKS erişiminin tamamen kesildiği senaryolar karşılaştırılmış; önerilen mimarinin bu iki uç durum arasındaki performans farkını ne ölçüde kapatabildiği gösterilmiştir. Elde edilen sonuçlar, görelî ölçümlerin etkin kullanımı sayesinde KKS bulunmayan ortamlarda dahi anlamlı bir seyrüsefer iyileşmesi sağlanabildiğini ve sistemin tamamen işlevsiz hâle gelmesinin önüne geçilebildiğini ortaya koymaktadır.

Ancak gerçekleştirilen analizler, müşterek seyrüsefer mimarisinin başarısının yalnızca görelî ölçümlerin varlığına değil, aynı zamanda bu ölçümlerin güvenilirliğine de doğrudan bağılı olduğunu ortaya koymuştur. Özellikle bozulmuş ölçümlerin güvenilir kabul edilerek filtre güncellemesine dâhil edilmesi, yalnızca seyrüsefer hatalarının büyümesine neden olmamakta; aynı zamanda filtre tarafından hesaplanan belirsizlik seviyelerinin gerçek hata büyüklüğünü temsil edememesine yol açarak sistem tutarlılığını da olumsuz etkilemektedir. Dolayısıyla bu çalışma sonunda, müşterek seyrüsefer sistemlerinde ölçüm güvenilirliği probleminin, seyrüsefer çözümünden bağımsız ele alınabilecek yardımcı bir işlem değil, gürbüz seyrüsefer çözümünün temel bileşenlerinden biri olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Bu amaç doğrultusunda, öncelikle haberleşme tabanlı görelî ölçümlerin kullanılabildiği dağıtık bir müşterek seyrüsefer mimarisi oluşturulmuş ve farklı platformlardan elde edilen bilgilerin ortak değerlendirilmesine imkân sağlayan Kalman tabanlı bir kestirim altyapısı geliştirilmiştir. Ardından, gerçek operasyonel koşullarda karşılaşılabilecek ölçüm bozulmalarını temsil edebilmek amacıyla, ani hata sıçramaları, sabit hata kararsızlığı ve rastgele gürültü bileşenlerinden oluşan bir ölçüm hata modeli tanımlanmıştır. Bu modelde, ani hata sıçramalarının çok yollu yayılım etkilerini, sabit hata kararsızlığının ise çevresel etkiler sonucunda oluşabilecek saat kayması benzeri davranışları temsil edecek şekilde modellenmesi hedeflenmiş; bunun yanında paket kayıpları ve haberleşme kesintileri de ölçümlerin tamamen devre dışı bırakıldığı senaryolar ile benzetim ortamına dâhil edilmiştir. Böylece, önerilen müşterek seyrüsefer mimarisi yalnızca ideal haberleşme koşulları altında değil, gerçek operasyonel ortamda karşılaşılabilecek farklı ölçüm bozulmaları altında da değerlendirilmiştir.

Bu model kullanılarak, ölçümlerin güvenilirliğinin adaptif olarak değerlendirilmesine yönelik kısmî ölçüm güncelleme yaklaşımı geliştirilmiş; karar mekanizması olarak inovasyon tabanlı yöntem ile birlikte MLP, LSTM ve DQN tabanlı öğrenme yaklaşımları aynı müşterek seyrüsefer mimarisi altında karşılaştırılmıştır. Son aşamada ise, önerilen yöntemler yalnızca seyrüsefer doğruluğu açısından değil, konfüzyon matrisleri, filtre tutarlılığı ve farklı hata dağılımları altında gerçekleştirilen genelleme analizleri kapsamında da değerlendirilmiştir. Böylece yalnızca yöntemlerin performansları değil,

bu performansın altında yatan karar mekanizmaları ile genelleme kabiliyetleri de ayrıntılı olarak incelenmiştir.

Bu çalışma kapsamında elde edilen bulgular, müşterek seyrüsefer sistemlerinde performans artışının yalnızca daha fazla ölçüm kullanılmasına değil, bu ölçümlerin güvenilirliğinin doğru şekilde değerlendirilmesine de bağlı olduğunu göstermiştir. Özellikle bozulmuş ölçümlerin filtreleme sürecine kontrolsüz olarak dâhil edilmesinin, seyrüsefer doğruluğunu düşürmenin ötesinde, filtre çıktılarının güvenilirliğini de zayıflatarak sistem tutarlılığını olumsuz etkilediği görülmüştür. Buna karşılık, ölçüm güvenilirliğinin adaptif olarak değerlendirilmesi sayesinde hem hatalı ölçümlerin filtre üzerindeki olumsuz etkisi sınırlandırılmış hem de görelî ölçümlerin sağladığı bilgi etkin biçimde kullanılmaya devam edilmiştir. Bu sonuçlar, gürbüz seyrüsefer probleminin yalnızca kestirim algoritmalarının geliştirilmesiyle çözülemeyeceğini; ölçüm güvenilirliği ile seyrüsefer çözümünün birlikte ele alındığı bütünleşik bir mimarinin gerekli olduğunu göstermektedir. Bu doğrultuda geliştirilen öğrenme tabanlı ölçüm modu belirleme yaklaşımı, önerilen müşterek seyrüsefer mimarisini destekleyen tamamlayıcı bir karar katmanı olarak değerlendirilmiş ve gürbüz seyrüsefer performansına sağladığı katkı ayrıntılı olarak ortaya konmuştur.

8.2 Bulguların Tartışılması

Gerçekleştirilen analizler, müşterek seyrüsefer sistemlerinde ölçüm güvenilirliğinin yalnızca hatalı ölçümlerin tespit edilmesine yönelik yardımcı bir işlem olmadığını, seyrüsefer performansını doğrudan belirleyen temel mekanizmalardan biri olduğunu göstermiştir. Ölçüm bozulmalarının doğru şekilde belirlenememesi durumunda, bozuk ölçümlerin filtre güncellemesine dâhil edilmesi yalnızca kestirim hatalarının büyümesine neden olmamakta; aynı zamanda filtre tarafından hesaplanan durum kovaryanslarının gerçek hata seviyesini temsil etmesini de engelleyerek sistem tutarlılığını olumsuz etkilemektedir. Buna karşılık, ölçüm güvenilirliğinin adaptif olarak değerlendirilmesi sayesinde güvenilir ölçümler mümkün olduğunca korunurken, bozulmuş ölçümlerin filtre üzerindeki olumsuz etkisi sınırlandırılabilir. Böylece görelî ölçümlerin sağladığı

bilgi etkin biçimde kullanılmaya devam edilirken, müşterek seyrüsefer mimarisinin sunduğu performans kazanımları da korunabilmektedir.

Bu çalışma kapsamında gerçekleştirilen konfüzyon matrisi analizleri, elde edilen seyrüsefer performansının yalnızca RMS hata değerleri üzerinden değerlendirilmesinin yeterli olmadığını göstermiştir. Aynı RMS hata seviyesine ulaşan farklı yöntemlerin, doğru ve hatalı ölçümleri ayırt etme başarıları bakımından farklı karakteristikler sergileyebildiği görülmüştür. Bu nedenle karar mekanizmalarının değerlendirilmesinde konfüzyon matrisleri, RMS hata eğrileri ve filtre tutarlılığı birlikte ele alınmış; böylece yalnızca hangi yöntemin daha başarılı olduğu değil, bu başarının hangi karar mekanizmaları ile elde edildiği de ortaya konmuştur.

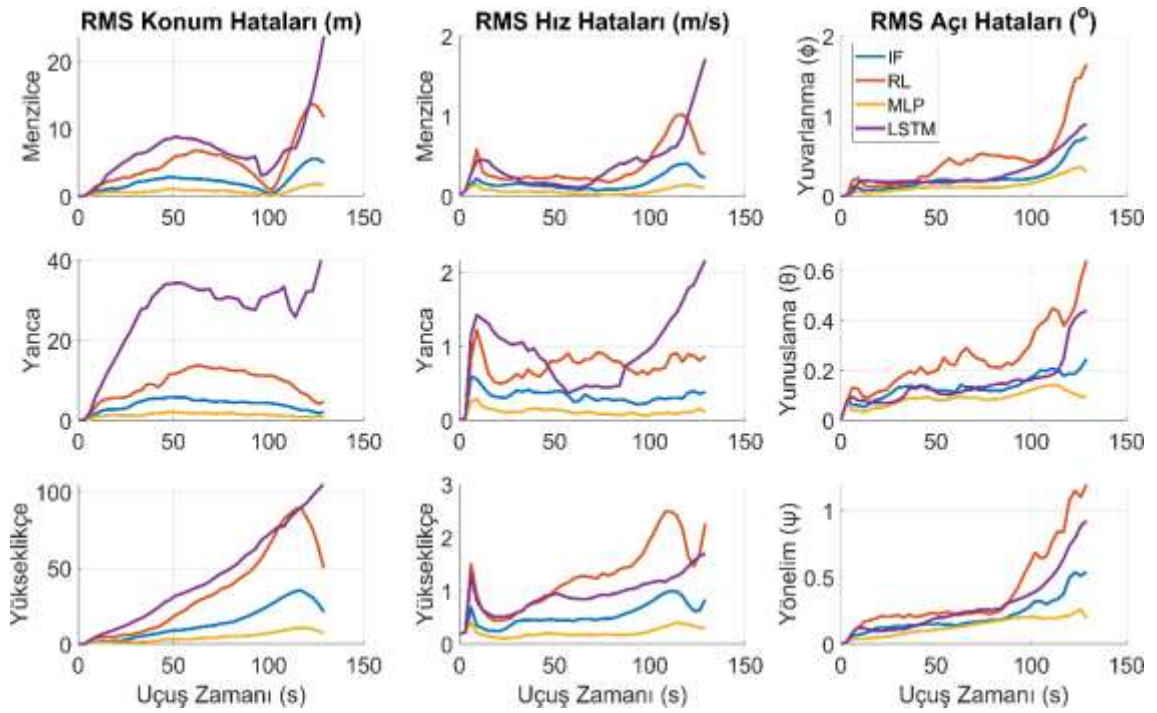
Buna ek olarak, elde edilen sonuçların istatistiksel olarak anlamlı ve genellenebilir biçimde değerlendirilebilmesi amacıyla MC analizleri toplu olarak incelenmiş ve tekil koşuların oluşturabileceği yanıltıcı etkiler sınırlandırılmıştır. Bu kapsamda, toplam 256 koşudan oluşan veri seti üzerinden değerlendirme yapılmış; ancak aşırı uç davranış sergileyen ve genel eğilimi temsil etmeyen tek bir koşu analiz dışı bırakılarak sonuçların daha dengeli bir şekilde yorumlanması sağlanmıştır. Bu yaklaşım hem RMS hata eğrilerinin hem de konfüzyon matrisi sonuçlarının daha güvenilir bir şekilde karşılaştırılmasına imkân tanımış ve yöntemlerin genel performans karakteristiklerinin daha sağlıklı biçimde ortaya konmasına katkı sağlamıştır. Bu doğrultuda, önerilen ölçüm modu belirleme yaklaşımlarının başarısı yalnızca sağladıkları seyrüsefer doğruluğu ile değil, ölçüm güvenilirliğini doğru temsil edebilme ve bu başarıyı farklı hata karakteristikleri altında sürdürebilme kabiliyetleri ile birlikte değerlendirilmiştir.

Ölçüm güvenilirliğinin seyrüsefer performansı üzerindeki etkisi ortaya konulduktan sonra, geliştirilen karar mekanizmalarının genel performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Bu amaçla, tüm yöntemlere ait ateşleme eksen takımındaki sayısal RMS hata değerleri Çizelge 8.1’de, RMS hata eğrileri ise Şekil 8.1’de, sunulmuştur.

Çizelge 8.1 RMS hata değerleri çizelgesi

	RMS Konum Hatası (m) ^[1]			RMS Hız Hatası (m/s) ^[1]			RMS Açı Hatası (°)		
	X	Y	Z	X	Y	Z	ϕ	θ	ψ
MLP	2	1	7	0.1	0.1	0.3	0.3	0.1	0.2
IF	5	2	21	0.2	0.4	0.8	0.7	0.2	0.5
RL	12	5	50	0.5	0.9	2.3	1.7	0.6	1.2
LSTM	24	43	105	1.7	2.2	1.7	0.9	0.4	0.9

^[1] X: Menzilce, Y: Yanca, Z: Yükseklikçe



Şekil 8.1 Farklı metotlara ait RMS hata değerlerinin karşılaştırması

Karşılaştırmalı sonuçlar incelendiğinde, MLP tabanlı yaklaşımın tüm performans metriklerinde en düşük RMS hata değerlerini sağladığı, IF yönteminin özellikle kararlı davranışı ile ikinci sırada yer aldığı, RL ve LSTM tabanlı yaklaşımların ise problem yapısına bağlı olarak daha değişken sonuçlar ürettiği görülmüştür. Bununla birlikte, yöntemler arasındaki performans farklarının yalnızca RMS değerleri üzerinden değerlendirilmesi yeterli değildir. Konfüzyon matrisleri ve genelleme analizleri birlikte ele alındığında, her yöntemin bu performansa farklı karar mekanizmaları ile ulaştığı anlaşılmaktadır.

Karşılaştırmalı RMS eğrileri ve sayısal performans sonuçları birlikte değerlendirildiğinde, geliştirilen karar mekanizmalarının önerilen müşterek seyrüsefer mimarisi üzerinde farklı seviyelerde katkı sağladığı görülmektedir. Referans yöntem olarak ele alınan IF, özellikle farklı hata dağılımları altında sergilediği kararlı davranış ile güvenilir bir temel performans sunmuştur. Farklı hata karakteristikleri altında elde edilen sonuçlar, IF yönteminin karar mekanizmasını istikrarlı biçimde sürdürebildiğini ve belirli bir genelleme kabiliyeti sergilediğini göstermektedir. Bununla birlikte, karar mekanizmasının yalnızca vektörleştirilmiş inovasyon büyüklüğüne dayalı eşikleme yaklaşımı ile çalışması, özellikle eşik değerinin altında kalan bozulmuş ölçümlerin tespitinde sınırlı kalmasına neden olmuş; bu durum konfüzyon matrislerinde gözlenen TN oranları ile de doğrulanmıştır.

IF yöntemine kıyasla en belirgin performans artışı MLP tabanlı yaklaşım ile elde edilmiştir. Konfüzyon matrislerinde hem hatasız ölçümlerin korunmasına ilişkin TP oranlarının çok yüksek seviyelerde kalması hem de bozulmuş ölçümlerin doğru tespit edilme başarısının belirgin şekilde artması, RMS hata eğrilerine ve filtre tutarlılığına doğrudan yansımıştır. Bu kazanımın temel nedeni, kararların yalnızca inovasyon vektörü büyüklüğüne dayandırılmaması; bunun yerine inovasyon bilgisini de içeren 29 boyutlu özellik vektörünün etiketlenmiş eğitim verileri üzerinden öğrenilen karar sınırları ile birlikte değerlendirilmesidir. Böylece, IF yaklaşımında eşik değerinin altında kaldığı için güvenilir kabul edilen bazı bozulmuş ölçümler, diğer ölçüm ve durum bilgileri ile birlikte değerlendirilerek doğru şekilde sınıflandırılabilmiştir.

Bu değerlendirmeyi destekleyen bir diğer gözlem, öğrenme tabanlı yöntemlerin geliştirme sürecinde elde edilmiştir. Çalışmanın ilk aşamalarında oluşturulan 24 özellikli giriş kümesi, daha sonra zamansal örüntülerin temsiliyi desteklemek amacıyla uçuş süresi ve MacOneHot özellikleri eklenerek 29 özelliğe çıkarılmıştır. Güncellenen özellik kümesinin diğer öğrenme tabanlı yöntemlere de uygulanmasına rağmen performanslarında belirgin bir değişiklik gözlenmemesi, MLP yaklaşımında elde edilen başarımlarının yalnızca giriş özelliklerinin sayısından değil, ağır karar verme kabiliyetinden kaynaklandığını desteklemektedir.

Bunun yanında, Bölüm 7.4'te performansların genellenebilirliğini değerlendirebilmek adına kurgulanan metodolojiye göre gerçekleştirilen analizlerde, MLP tabanlı yaklaşımın farklı hata dağılımları altında da başarılı performansını koruduğu görülmüştür. Normal dağılım kullanılarak eğitilmiş olmasına rağmen, Student-t dağılımları ile oluşturulan ağır kuyruklu hata modelleri altında da sonuçların 1. Bölge içerisinde kalması, yöntemin yalnızca eğitim verisini ezberlemediğini; ölçüm güvenilirliğini tanımlayan temel örüntüleri öğrenerek farklı hata karakteristikleri altında da karar verebildiğini göstermektedir. Bu sonuçlar, önerilen öğrenme tabanlı ölçüm modu belirleme yaklaşımının, önerilen müşterek seyrüsefer mimarisinin gürbüzlüğünü artıran tamamlayıcı bir karar katmanı olarak etkin biçimde kullanılabileceğini ortaya koymuştur.

Buna karşılık, RL tabanlı yaklaşımın mevcut problem yapısında aynı başarı seviyesine ulaşamadığı görülmüştür. Konfüzyon matrisleri incelendiğinde, özellikle bozulmuş ölçümlerin güvenilir olarak sınıflandırılmasına karşılık gelen yüksek FP oranlarının, hatalı ölçümlerin filtre güncellemesine dâhil edilmesine neden olduğu ve bunun seyrüsefer performansını olumsuz etkilediği görülmektedir. Ayrıca gerçekleştirilen genelleme analizlerinde normal dağılım altında elde edilen sınırlı performans kazanımının Student-t dağılımları altında korunamadığı gözlenmiştir. Bölüm 6.3'te açıklanan ödül fonksiyonu, ağ katman yapısı ve hiperparametre seçimlerine ilişkin gerçekleştirilen farklı denemelere rağmen benzer eğilimlerin devam ettiği görülmüştür. Bu durum, geliştirilen ödül yapısı ve gözlem uzayının ölçüm güvenilirliğini temsil etmede yeterli ayrıştırıcılığı sağlayamadığını düşündürmektedir. Bununla birlikte, farklı ödül fonksiyonları, keşif stratejileri, gözlem uzayları veya ağ mimarileri kullanılarak daha başarılı sonuçlar elde edilmesi de mümkündür. Dolayısıyla bu çalışma kapsamında elde edilen sonuçların, RL tabanlı yaklaşımların potansiyelini tamamen sınırlandırmadığı; yalnızca önerilen müşterek seyrüsefer mimarisi için değerlendirilen tasarım tercihlerini yansıttığı değerlendirilmektedir.

LSTM tabanlı yaklaşım da bu çalışma kapsamında MLP seviyesinde bir performans sergileyememiştir. Zamansal bağımlılıkları modelleme potansiyeline sahip olmasına rağmen, mevcut problem yapısında bu avantajın istenen düzeyde kullanılamadığı değerlendirilmiştir. Bunun olası nedenlerinden biri, TDMA tabanlı haberleşme yapısı nedeniyle ölçüm dizilerinin kesintili bir karakter göstermesi ve uzun dönem zamansal

örüntülerin belirgin şekilde oluşmamasıdır. Her bir unsur için zamansal bilgilerin ayrıştırılmasını desteklemek amacıyla modele MAC adresi bilgisi eklenmiş olmasına ve Bölüm 6.5'te açıklanan ağ mimarileri ile hiperparametre seçimlerine ilişkin denemeler gerçekleştirilmiş olmasına rağmen, benzer performans eğilimleri korunmuştur.

Bununla birlikte, genelleme analizlerinde elde edilen bulgular LSTM tabanlı yaklaşımın tamamen başarısız bir yöntem olarak değerlendirilmemesi gerektiğini göstermektedir. Özellikle $t(v = 5)$ dağılımı altında elde edilen sonuçlar hem eğitimin gerçekleştirildiği normal dağılıma hem de daha ağır kuyruklu $t(v = 2.1)$ dağılımına kıyasla belirgin şekilde daha iyi çıkmıştır. Bu noktada, $t(v = 5)$ dağılımının bu çalışma kapsamında yalnızca bir ara senaryo değil, aynı zamanda referans eğrilerin belirlenmesi amacıyla özellikle daha zorlayıcı bir durum olarak ele alındığı hatırlatılmalıdır. Dolayısıyla, bu dağılım altında elde edilen sonuçların hem normal dağılım hem de daha ağır kuyruklu $t(v=2.1)$ dağılımına kıyasla daha iyi olması, ilk bakışta beklenenin aksine bir davranışa işaret etmektedir. Bu durum, yöntemin hata karakteristiklerine duyarlı farklı bir karar mekanizması geliştirmiş olabileceğini düşündürmektedir. Mevcut çalışma kapsamında bu davranışın nedeni tam olarak ortaya konulamamış olmakla birlikte, bu durumun ayrıntılı biçimde incelenmesi ve farklı ağ mimarileri, eğitim stratejileri ile hiperparametre seçimlerinin sistematik olarak değerlendirilmesi gelecek çalışmalar kapsamında ele alınabilecek önemli bir araştırma yönü olarak değerlendirilmektedir.

Bu bölümde, yöntemlerin eğitim sırasında kullanılan hata modeli dışındaki koşullar altında nasıl davrandığını incelemek amacıyla genelleme çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda, normal dağılım ile eğitilen karar mekanizmalarının farklı hata karakteristikleri altındaki performansları sistematik olarak değerlendirilmiştir. Bu amaçla tanımlanan performans bölgeleri, farklı hata dağılımları altında elde edilen sonuçların yalnızca RMS büyüklükleri üzerinden değil, beklenen performans sınırları içerisindeki konumlarına göre de değerlendirilmesine imkân sağlamıştır. Böylece yöntemlerin genelleme kabiliyetleri ortak bir referans çerçevesinde karşılaştırılabilmiştir.

Genelleme analizlerinden elde edilen bulgular, yalnızca eğitim senaryolarında yüksek doğruluk elde edilmesinin operasyonel başarı için yeterli olmadığını göstermiştir. Karar

mekanizmalarının, eğitim sırasında temsil edilmeyen hata karakteristikleri altında da benzer performansı sürdürebilmesi, gürbüz seyrüsefer sistemleri açısından kritik bir gereksinim olarak değerlendirilmiştir. Bu doğrultuda gerçekleştirilen analizler, farklı yöntemlerin hata dağılımındaki değişimlere farklı seviyelerde duyarlılık gösterdiğini ortaya koymuştur. Özellikle MLP ve IF tabanlı yaklaşımlar farklı hata karakteristikleri altında kararlı davranışlarını büyük ölçüde korurken, RL ve LSTM tabanlı yaklaşımların performanslarının hata modeline daha duyarlı olduğu gözlenmiştir. Bu sonuçlar, önerilen müşterek seyrüsefer mimarisinde karar mekanizmasının yalnızca nominal çalışma koşulları için değil, beklenmeyen ölçüm davranışları altında da değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir.

Bu nedenle, genelleme analizlerinin tez kapsamında kullanılan değerlendirme metodolojisine önemli bir katkı sağladığı değerlendirilmektedir. Bu analizler sayesinde, geliştirilen yöntemlerin yalnızca belirli veri kümeleri üzerindeki başarıları değil, aynı zamanda farklı hata koşulları altındaki dayanıklılıkları da sistematik olarak incelenebilmiş ve önerilen yaklaşımın operasyonel geçerliliği daha kapsamlı bir şekilde ortaya konulmuştur.

8.3 Çalışmanın Özgün Katkıları

Bu tez çalışması kapsamında literatüre sağlanan başlıca özgün katkılar aşağıda özetlenmiştir.

- 1) KKS erişiminin sınırlı veya tamamen kaybedildiği ortamlarda kullanılmak üzere, haberleşme tabanlı görelî ölçümleri kullanan çok unsurlu müşterek bir seyrüsefer mimarisi geliştirilmiştir.
- 2) Çok unsurlu müşterek seyrüsefer yaklaşımı ile ölçüm güvenilirliği değerlendirmesi tek bir gürbüz seyrüsefer mimarisi altında bütünleştirilmiş; böylece ölçüm kalitesinin doğrudan seyrüsefer çözümüne etkisinin sistematik olarak yönetilebildiği bütüncül bir yapı ortaya konmuştur.

- 3) Ölçüm bozulmalarını yalnızca ani hata sıçramaları olarak değil; sabit hata kararsızlığı, rastgele gürültü, çok yollu yayılım, çevresel etkiler sonucu oluşabilecek saat kaymaları ve haberleşme kesintilerini temsil edecek şekilde modelleyen gerçekçi bir ölçüm hata modeli önerilmiştir.
- 4) Ölçüm güvenilirliği problemi, önerilen müşterek seyrüsefer mimarisinin ayrılmaz bir bileşeni olarak ele alınmış; klasik tam güncelleme yaklaşımı yerine adaptif ölçüm modu seçimine dayalı kısmi ölçüm güncelleme mimarisi geliştirilmiştir.
- 5) İnovasyon filtresi, DQN tabanlı pekiştirmeli öğrenme, MLP ve LSTM tabanlı karar mekanizmaları aynı benzetim altyapısı altında karşılaştırılarak, ölçüm güvenilirliğinin gürbüz seyrüsefer performansı üzerindeki etkileri sistematik olarak ortaya konmuştur.
- 6) Öğrenme tabanlı yaklaşımlar arasında MLP tabanlı karar mekanizmasının, etiketlenmiş eğitim verileri ve çok boyutlu özellik uzayını kullanarak bozulmuş ölçümlerin tespitinde klasik inovasyon tabanlı yaklaşıma göre daha yüksek doğruluk sağladığı ve önerilen müşterek seyrüsefer mimarisinin gürbüzlüğüne artırdığı gösterilmiştir.
- 7) Normal dağılım ile eğitilen yöntemlerin farklı hata karakteristikleri altındaki davranışlarını değerlendirebilmek amacıyla Student-t dağılımları kullanılarak bir genelleme değerlendirme metodolojisi oluşturulmuş; tanımlanan performans bölgeleri sayesinde yöntemlerin yalnızca dağılım değişimlerine karşı dayanıklılıkları değil, aynı zamanda operasyonel koşullardaki beklenen davranışları da ortak bir referans çerçevesinde değerlendirilebilmiştir.

8.4 Gelecek Çalışmalar

Geliştirilen müşterek seyrüsefer mimarisi ve elde edilen bulgular doğrultusunda, aşağıdaki araştırma konularının gelecek çalışmalar kapsamında ele alınmasının literatüre ve uygulamaya önemli katkılar sağlayacağı değerlendirilmektedir.

- 1) Önerilen müşterek seyrüsefer mimarisinin, 5. ve 6. nesil savaş uçakları gibi yüksek durumsal farkındalık gerektiren platformlarda kullanılabilirliğinin araştırılması önemli bir çalışma alanı olarak değerlendirilmektedir. Farklı hava unsurlarından elde edilen bilgilerin ortak kullanımı ile platformlar arası bilgi paylaşımının artırılması, özellikle KKS erişiminin kısıtlandığı harekât ortamlarında durumsal farkındalık kabiliyetlerine önemli katkılar sağlayabilir.
- 2) Bu tez kapsamında en başarılı sonuçları veren MLP tabanlı karar mekanizmasının, daha geniş görev profilleri, farklı uçuş geometrileri, farklı sensör karakteristikleri ve gerçek operasyonel veriler ile eğitilmesi; ayrıca Student-t gibi ağır kuyruklu hata modellerinin de eğitim sürecine dâhil edilmesiyle genelleme kabiliyetinin daha da artırılması araştırılabilir.
- 3) RL ve LSTM tabanlı yaklaşımlarda gözlenen performans potansiyelinin daha ayrıntılı biçimde incelenmesi önerilmektedir. Özellikle farklı ağ mimarileri, hiperparametre seçimleri, ödül fonksiyonları, gözlem uzayları ve eğitim stratejilerinin sistematik olarak araştırılması ile bu yöntemlerin önerilen problem yapısına daha uygun hâle getirilebilmesi mümkün olabilir.
- 4) Pekiştirmeli öğrenme tabanlı karar mekanizmalarının, KKS ile birlikte uçuş gerçekleştirilen gerçek operasyonel senaryolarda çevrimiçi öğrenme kabiliyeti ile desteklenmesi ve gerçek uçuş verileri kullanılarak kendini güncelleyebilen adaptif karar yapılarının geliştirilmesi önemli bir araştırma yönü olarak değerlendirilmektedir.
- 5) Önerilen mimarinin, KalmanNet, RKFFNet ve benzeri öğrenme tabanlı filtreleme yaklaşımları ile bütünleştirilerek farklı problem tanımları altında performansının incelenmesi gelecek çalışmalar için önemli bir araştırma alanı oluşturmaktadır.
- 6) Müşterek seyrüsefer başarımını belirleyen temel unsurlardan biri olan platform geometrisinin çevrimiçi olarak optimize edilmesi de önemli bir araştırma konusu olarak görülmektedir. Destekleyici İHA'ların geometrik dağılımını sürekli analiz ederek füzenin seyrüsefer hatalarının gözlenebilirliğini en üst düzeye çıkaracak görev formasyonlarını otonom olarak oluşturabilen karar mekanizmalarının geliştirilmesi

önemli bir araştırma alanı olarak değerlendirilmektedir. Literatürde benzer şekilde, pekiştirmeli öğrenme tabanlı yaklaşımların İHA konumlandırma problemlerinde başarılı biçimde kullanılabildiği gösterilmiş olup (Atlı vd. 2021), bu yaklaşımların müşterek seyrüsefer problemine uyarlanması önerilen mimarinin performansını daha ileri seviyelere taşıyabilecek potansiyele sahiptir.

Bu doğrultuda, geliştirilen müşterek seyrüsefer mimarisinin farklı platformlar ve operasyonel senaryolar altında geliştirilerek olgunlaştırılmasının, geleceğin gürbüz ve yüksek güvenilirlikli seyrüsefer sistemlerine önemli katkılar sağlayacağı değerlendirilmektedir.

KAYNAKLAR

- Ailneni, S., Kashyap, S. K. ve Shantha Kumar, N. 2014. INS/GPS Fusion Architectures for Unmanned Aerial Vehicles. *International Journal of Intelligent Unmanned Systems*, 2(3), 154-167. doi: 10.1108/IJIUS-03-2014-0001.
- Al Bitar, N. ve Gavrilov, A. I. 2020. Neural Networks Aided Unscented Kalman Filter for Integrated INS/GNSS Systems. In: 2020 27th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems (ICINS), 1-4, Saint Petersburg, Russia. doi: 10.23919/ICINS43215.2020.9133878.
- Allan, D. W. 1966. Statistics of atomic frequency standards. *Proceedings of the IEEE*, 54(2), 221-230. doi: 10.1109/PROC.1966.4634.
- Amosov, O. S. ve Amosova, S. G. 2022. The Concept of Joint Navigation and Communication for a Heterogeneous Group of Autonomous Uncrewed Vehicles Located in Different Environments. In: 2022 15th International Conference Management of Large-Scale System Development (MLSD), 1-5, Moscow, Russia. doi: 10.1109/MLSD55143.2022.9934637.
- Angrisano, A. 2010. GNSS/INS Integration Methods. *Doktora Tezi*, Università degli Studi di Napoli Parthenope, 168, Napoli, İtalya.
- Arana, G.D., Hafez, O.A., Joerger, M. ve Spenko, M. 2020. Integrity Monitoring for Kalman Filter-Based Localization. *The International Journal of Robotics Research*, 39(13), 1503-1524. doi: 10.1177/0278364920960517.
- Atlı, İ., Ozturk, M., Valastro, G. C. ve Asghar, M. Z. 2021. Multi-Objective UAV Positioning Mechanism for Sustainable Wireless Connectivity in Environments with Forbidden Flying Zones. *Algorithms*, 14(11), 302. doi: 10.3390/a14110302.
- Bar-Shalom, Y., Li, X. R. ve Kirubarajan, T. 2001. *Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms and Software*. John Wiley & Sons, 584, New York.
- Bezick, S. M., Pue, A. J. ve Patzelt, C. M. 2010. Inertial Navigation for Guided Missile Systems. *Johns Hopkins APL Technical Digest*, 28(4), 331-342.

- Bird, J., Davison, S., Eren, M., Hernández Ariño, S., Meidow, J., Miller, M. ve Riondet, A. 2010. Basic Guide to Advanced Navigation. RTO Publication SET-114/RTG-65, 88, Canada.
- Boguspayev, N., Akhmedov, D., Raskaliyev, A., Kim, A. ve Sukhenko, A. 2023. A Comprehensive Review of GNSS/INS Integration Techniques for Land and Air Vehicle Applications. *Applied Sciences*, 13(8), 4819. doi : 10.3390/app13084819.
- Boldmethod. 2017. Understanding DME on Instrument Approaches and VFR Use. Web Sitesi: <https://www.boldmethod.com/learn-to-fly/systems/understanding-dme-on-instrument-approaches-and-vfr-use/>, Erişim Tarihi: 21.12.2024.
- Brčić, D. 2012. Ensuring Sustainability Through Utilisation of Satellite Navigation Technology. Proceedings of the 2012 International Conference on Transport Sciences (ICTS), Maritime, Transport and Logistics Science: Conference Proceedings, 1-14, 28 May, Portorož, Slovenia.
- Campbell, D., Irwin, H. ve Rutkoskie, J. 1988. Analysis of Vibration Effects on Mobile Missile Systems. Guidance, Navigation and Control Conference, 15-17 August, AIAA Paper 1988-4176, Minneapolis, Minnesota, USA.
- CFI Notebook. 2024. Distance Measuring Equipment. Web sitesi: <https://www.cfinotebook.net/notebook/avionics-and-instruments/distance-measuring-equipment>, Erişim Tarihi: 22.12.2024.
- Chai, L., Yuan, J., Fang, Q., Kang, Z. ve Huang, L. 2004. Neural Network Aided Adaptive Kalman Filter for Multi-Sensors Integrated Navigation. In: International Symposium on Neural Networks (ISNN 2004), Lecture Notes in Computer Science, 3174, 381-386. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Chen, S., Zheng, Y., Lin, D., Cai, P., Xiao, Y. ve Wang, S. 2025. MAML-KalmanNet: A Neural Network-Assisted Kalman Filter Based on Model-Agnostic Meta-Learning. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 73, 988-1003. doi: 10.1109/TSP.2025.3540018.
- Chen, W., Yang, Z., Gu, S., Wang, Y. ve Tang, Y. 2022. Adaptive Transfer Alignment Method Based on the Observability Analysis for Airborne Pod Strapdown Inertial Navigation System. *Scientific Reports*, 12(1), 946. doi: 10.1038/s41598-021-04732-4.

- Cover, T. M. ve Thomas, J. A. 2006. Elements of Information Theory (2nd Edition). John Wiley & Sons, 748, Hoboken, New Jersey.
- Diagne, S., Val, T., Farota, A.K. ve Diop, B. 2018. Comparative Analysis of Ranging Protocols for Localization by UWB in Outdoor. *Wireless Sensor Network*, 10(5), 85-97. doi: 10.4236/wsn.2018.105006.
- Dong, P., Cheng, J. ve Liu, L. 2021. A Novel Anti-Jamming Technique for INS/GNSS Integration Based on Black Box Variational Inference. *Applied Sciences*, 11(8), 3664. doi: 10.3390/app11083664.
- Dorahy, H., Hide, C., Julien, O., Martini, I. ve Sheret, I. 2026. Scalable Bayesian distributional regression for GNSS multipath error modeling with uncertainty quantification. *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*, 73(1). doi: 10.33012/navi.755.
- El-Sheimy, N., Hou, H. ve Niu, X. 2008. Analysis and Modeling of Inertial Sensors Using Allan Variance. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 57(1), 140-149. doi: 10.1109/TIM.2007.908635.
- Farrell, J. A. 2008. Aided Navigation: GPS with High Rate Sensors. McGraw-Hill Professional, 530, New York.
- Freire, P. J., Osadchuk, Y., Spinnler, B., Napoli, A., Schairer, W., Costa, N., Prilepsky, J. E. ve Turitsyn, S. K. 2021. Performance Versus Complexity Study of Neural Network Equalizers in Coherent Optical Systems. *Journal of Lightwave Technology*, 39(19), 6085-6096. doi:10.1109/JLT.2021.3096286.
- Gleason, S. ve Gebre-Egziabher, D. 2009. GNSS Applications and Methods. Artech House, 530, Norwood, MA.
- Gong, B., Wang, S., Hao, M., Guan, X. ve Li, S. 2021. Range-Based Collaborative Relative Navigation for Multiple Unmanned Aerial Vehicles Using Consensus Extended Kalman Filter. *Aerospace Science and Technology*, 112, 106647. doi: 10.1016/j.ast.2021.106647.
- Groves, P. D. 2013. Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems (2nd Edition). Artech House, 800, Boston.
- Guo, H. 2013. Neural Network Aided Kalman Filtering for Integrated GPS/INS Navigation System. *TELKOMNIKA (Indonesian Journal of Electrical Engineering)*, 11(3), 1221-1226. doi: 10.11591/telkomnika.v11i3.2189.

- Ham, F. M. ve Brown, R. G. 1983. Observability, Eigenvalues, and Kalman Filtering. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-19(2), 269-273. doi: 10.1109/TAES.1983.309446.
- Hao, P., Karakuş, O. ve Achim, A. 2025. RKFNet: A Novel Neural Network Aided Robust Kalman Filter. *Signal Processing*, 230, 109856. doi: 10.1016/j.sigpro.2024.109856.
- Hochreiter, S. ve Schmidhuber, J. 1997. Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- Huang, Y., Zhang, Y., Wu, Z., Li, N. ve Chambers, J. 2018. A novel adaptive Kalman filter with inaccurate process and measurement noise covariance matrices. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 63(2), 594-601. doi: 10.1109/TAC.2017.2730480.
- Ibrahim, A., Abosekeen, A., Azouz, A. ve Noureldin, A. 2023. Enhanced Autonomous Vehicle Positioning Using a Loosely Coupled INS/GNSS-Based Invariant-EKF Integration. *Sensors*, 23(13), 6097. doi: 10.3390/s23136097.
- Joerger, M. ve Pervan, B. 2013. Kalman Filter-Based Integrity Monitoring Against Sensor Faults. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 36(2), 349-361. doi: 10.2514/1.59480.
- Jwo, D. J. ve Huang, H. C. 2004. Neural Network Aided Adaptive Extended Kalman Filtering Approach for DGPS Positioning. *Journal of Navigation*, 57(3), 449-463. doi: 10.1017/S0373463304002814.
- Jwo, D. J., Chang, C. S. ve Lin, C. H. 2004. Neural Network Aided Adaptive Kalman Filtering for GPS Applications. 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC 2004), 10-13 October, Vol. 4, 3686-3691, The Hague, Netherlands. doi: 10.1109/ICSMC.2004.1400916.
- Kalman, R. E. 1960. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Transactions of the ASME—Journal of Basic Engineering*, 82(Series D), 35-45. doi: 10.1115/1.3662552.
- Kaplan, E. D. ve Hegarty, C. J. 2006. *Understanding GPS: Principles and Applications* (2nd Edition). Artech House, 776, Norwood, Massachusetts, USA.

- Karachun, V., Mel'nick, V., Korobiichuk, I., Nowicki, M., Szewczyk, R. ve Kobzar, S. 2016. The Additional Error of Inertial Sensors Induced by Hypersonic Flight Conditions. *Sensors*, 16(3), 299. doi: 10.3390/s16030299.
- Kassas, Z.M., Khalife, J., Abdallah, A.A. ve Lee, C. 2022. I Am Not Afraid of the GPS Jammer: Resilient Navigation Via Signals of Opportunity in GPS-Denied Environments. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 37(7), 4-19. doi: 10.1109/MAES.2022.3154110.
- Klein, I., Filin, S. ve Toledo, T. 2010. Pseudo-Measurements as Aiding to INS During GPS Outages. *Navigation*, 57(1), 25-34. doi: /10.1002/j.2161-4296.2010.tb01765.x.
- Latham, R. W. ve Townes, R. S. 1975. DME Errors. *Navigation: Journal of The Institute of Navigation*, 22(4), 332-342. doi: 10.1002/j.2161-4296.1975.tb01841.x.
- Lawrence, A. 1998. *Modern Inertial Technology: Navigation, Guidance, and Control* (2nd Edition). Springer-Verlag, 278, New York.
- Lee, J. K., ve Jekeli, C. 2010. Neural Network Aided Adaptive Filtering and Smoothing for an Integrated INS/GPS Unexploded Ordnance Geolocation System. *The Journal of Navigation*, 63(2), 251-267. doi:10.1017/S0373463309990397.
- Li, S., Mikhaylov, M., Pany, T. ve Mikhaylov, N. 2024. Exploring the Potential of the Deep-Learning-Aided Kalman Filter for GNSS/INS Integration: A Study on 2-D Simulation Datasets. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 60(3), 2683-2691. doi: 10.1109/TAES.2023.3325791.
- Li, X., Ge, M., Dai, X., Ren, X., Fritsche, M., Wickert, J. ve Schuh, H. 2015. Accuracy and Reliability of Multi-GNSS Real-Time Precise Positioning: GPS, GLONASS, BeiDou, and Galileo. *Journal of Geodesy*, 89(6), 607-635. doi: 10.1007/s00190-015-0802-8.
- Lin, E., Chen, Q. ve Qi, X. 2020. Deep reinforcement learning for imbalanced classification. *Applied Intelligence*, 50(8), 2488-2502. doi: 10.1007/s10489-020-01637-z.
- Madany, Y. M., Elkamchouchi, H. M. ve Ahmed, M. M. 2014. Robust Navigation Based on Bistatic Radar and Bi-Sensors for Unmanned Air Systems (UASs) Using Integration of Multiple Sensors Fusion Architecture. *IEEE Radar Conference*, 19-23 May, 1099-1104, Cincinnati, Ohio, USA. doi: 10.1109/RADAR.2014.6875675.

- Maybeck, P. S. 1979. Stochastic Models, Estimation, and Control, Volume 1. Academic Press, 423, New York.
- Meng, Q. ve Hsu, L. T. 2021. Integrity Monitoring for All-Source Navigation Enhanced by Kalman Filter-Based Solution Separation. *IEEE Sensors Journal*, 21(14), 15469-15484. doi: 10.1109/JSEN.2020.3026081.
- Miikkulainen, R., Liang, J., Meyerson, E., Rawal, A., Fink, D., Francon, O., Raju, B., Shahrzad, H., Navruzyan, A., Duffy, N. ve Hodjat, B. 2024. Evolving Deep Neural Networks, In: Artificial Intelligence in the Age of Neural Networks and Brain Computing (Second Edition). Kozma, R., Alippi, C., Choe, Y. ve Morabito, F.C. (eds), Academic Press, 269-287. doi: 10.1016/B978-0-323-96104-2.00002-6.
- Moafipoor, S., Grejner-Brzezinska, D. A. ve Toth, C. K. 2012. Real-Time Integrity Monitoring of a Dead Reckoning Personal Navigator Using a Two-Stage Neural Kalman Filter. *Journal of Navigation*, 65(4), 635-649. doi: 10.1017/S0373463312000240.
- Ohlmeyer, E.J., Pepitone, T.R. ve Hanger, D.B. 1999. Effect of Trajectory Shaping on Observability of NTW Interceptor In-Flight Alignment Errors. *Teknik Rapor*, Naval Surface Warfare Center, 11, Dahlgren, Virginia, USA.
- Oliveira, F. A. C., Torres, F. S. ve García-Ortiz, A. 2022. Recent Advances in Sensor Integrity Monitoring Methods—A Review. *IEEE Sensors Journal*, 22(12), 11238-11260. doi: 10.1109/JSEN.2022.3169659.
- Ostroumov, I. V. 2018. DME/DME and VOR/DME Positioning Errors Estimation. *Системи управління, навігації та зв'язку (Systems of Control, Navigation and Communication)*, 1(47), 72-77. doi: 10.26906/SUNZ.2018.1.012.
- Piché, R., Särkkä, S. ve Hartikainen, J. 2012. Recursive outlier-robust filtering and smoothing for nonlinear systems using the multivariate Student-t distribution. 2012 IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing, 23-26 September, 1-6, Santander, Spain. doi: 10.1109/MLSP.2012.6349794.
- Qian, H. M., Sun, L., Cai, J. ve Peng, Y. 2013. A Novel Navigation Method Used in a Ballistic Missile. *Measurement Science and Technology*, 24(10), 105011. doi: 10.1088/0957-0233/24/10/105011.
- Revach, G., Shlezinger, N., Ni, X., Escoriza, A. L., van Sloun, R. J. G. ve Eldar, Y. C. 2022. KalmanNet: Neural Network Aided Kalman Filtering for Partially

- Known Dynamics. IEEE Transactions on Signal Processing, 70, 1532-1547. doi: 10.1109/TSP.2022.3158588.
- Roth, M., Özkan, E. ve Gustafsson, F. 2013. A Student's t filter for heavy tailed process and measurement noise. 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 5770-5774, Vancouver, BC, Canada. doi: 10.1109/ICASSP.2013.6638770.
- Savage, P. G. 2000. Strapdown Analytics. Strapdown Associates, 679, Maple Plain, Minnesota, USA.
- Shlezinger, N., Revach, G., Ghosh, A., Chatterjee, S., Tang, S., Imbiriba, T., Dunik, J., Straka, O., Closas, P. ve Eldar, Y. C. 2025. Artificial Intelligence-Aided Kalman Filters: AI-Augmented Designs for Kalman-Type Algorithms. IEEE Signal Processing Magazine, 42(3), 52-76. doi: 10.1109/MSP.2025.3569395.
- Simon, D. 2006. Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches. John Wiley & Sons, 552, Hoboken, New Jersey, USA.
- Speier, R. H., Nacouzi, G., Lee, C., ve Moore, R. M. 2017. Hypersonic Missile Nonproliferation: Hindering the Spread of a New Class of Weapons. Rand Corporation, 134, California.
- Sun, Y. 2020. RAIM-NET: A Deep Neural Network for Receiver Autonomous Integrity Monitoring. Remote Sensing, 12(9), 1503. doi: 10.3390/rs12091503.
- Tang, Y., Wu, Y., Wu, M., Wu, W., Hu, X. ve Shen, L. 2009. INS/GPS Integration: Global Observability Analysis. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 58(3), 1129-1142. doi: 10.1109/TVT.2008.926213.
- Taşan, K. C. ve Akbulut, A. 2025. A Learning-Based Measurement Validation Approach for Cooperative Multi-UAV Navigation Using Kalman Filtering. Drones, 9(12), 834. doi: 10.3390/drones9120834.
- Taşan, K. C. ve Akbulut, A. 2025. A Novel Collaborative UAV Navigation Algorithm for Multi-Agent Scenarios. 1st International Conference on Drones and Unmanned Systems (DAUS' 2025), 19-21 February, Proceedings, 280-286, Granada, Spain.
- Taşan, K. C. 2019. Parçacık Süzgecinin Ataletsel Ölçüm Birimi İlk Yönelim Probleminin Çözümünde Uygulanması. Yüksek Lisans Tezi. Ankara Üniversitesi, Fen

Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, 85, Ankara.

- Titterton, D. H. ve Weston, J. L. 2004. Strapdown Inertial Navigation Technology (2nd Edition). The Institution of Engineering and Technology, 581, London.
- Van Wie, D. M., Drewry, D. G., King, D. E. ve Hudson, C. M. 2004. The hypersonic environment: Required operating conditions and design challenges. *Journal of Materials Science*, 39, 5915-5924. doi: 10.1023/B:JMSC.0000041688.68135.8b.
- Wallner, S. 2020. Web Sitesi: <https://surveyinggroup.com/why-gnss-signals-work-within-multi-frequency/>, Erişim Tarihi: 20.09.2025.
- Wang, D., Lv, H. ve Wu, J. 2017. A Novel SINS/CNS Integrated Navigation Method Using Model Constraints for Ballistic Vehicle Applications. *Journal of Navigation*, 70(6), 1415-1437. doi: 10.1017/S0373463317000418.
- Wang, E., Pang, T., Cai, M. ve Zhang, Z. 2014. Application of Neural Network Aided Particle Filter in GPS Receiver Autonomous Integrity Monitoring, In: *China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2014 Proceedings: Volume II*. Sun, J., Jiao, W., Wu, H. ve Lu, M. (eds), Springer, 127-137, Berlin, Heidelberg. doi: 10.1007/978-3-642-54743-0_13.
- Wang, J. J., Wang, J., Sinclair, D. ve Watts, L. 2007. Neural Network Aided Kalman Filtering for Integrated GPS/INS Geo-Referencing Platform. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (ISPRS Archives)*, 36(5/C55).
- Wu, M., Ding, J., Zhao, L., Kang, Y. ve Luo, Z. 2018. An Adaptive Deep-Coupled GNSS/INS Navigation System with Hybrid Pre-Filter Processing. *Measurement Science and Technology*, 20(9), 2456. doi: 10.1088/1361-6501/aa9672.
- Zhao, S., Cui, X., Xu, S. ve Lu, M. 2018. TOA Positioning for a TDMA Localization System. Tsinghua University, Beijing, China. doi: 10.48550/arXiv.1804.10049.

EKLER

EK 1 Döngü Süresi Ablasyon Çalışması

Füze kinematik modelini doğrulamak ve yoğun MC analizlerinin koşum sürelerini kısaltmak adına optimum döngü süresini bulmak adına ablasyon çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmalar hatasız AÖB modeli ile salt ataletsel ve hatalı AÖB modeli ile KKS destekli ataletsel olmak üzere iki aşamada yapılmıştır.

Sadece ataletsel seyrüsefer algoritmasının nümerik hesaplama performansını incelemek için yapılan analiz sonuçları aşağıda verilmektedir. Bu analizde AÖB modeli hatasız olarak ele alınmış ve oluşan hata farklarının kabul edilebilir seviyede olduğu ve incelemeleri etkilemeyeceği değerlendirilmiştir.

ANS	RMS Konum Hatası (m) ^[1]			RMS Hız Hatası (m/s) ^[1]			RMS Açık Hatası (°) ^[2]		
Döngü Süresi	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
10ms	0,01	0,01	0,00	0,0003	0,0001	0,0001	2,4E-07	2,3E-05	2,1E-05
20ms	0,31	0,07	7,34	0,0041	0,0014	0,0982	2,0E-04	1,6E-05	1,9E-04
30ms	0,64	0,19	14,64	0,0086	0,0033	0,1961	4,6E-04	1,1E-04	4,0E-04
^[1] X: Menzilce, Y: Yanca, Z: Yükseklikçe									
^[2] X: Yuvarlanma, Y: Yunuslama, Z: Kuzey Yönelimi									

Tümleşim algoritmaları ve kesikli zaman modelinden gelecek nümerik hataların etkisini gözlemleyebilmek adına hatalı AÖB modeli ile KKS destekli ataletsel senaryolar için benzer analizler tekrarlanmıştır. Bu analizler sonucu elde edilen çıktılar aşağıdaki gibidir:

ANS/KKS	RMS Konum Hatası (m) ^[1]			RMS Hız Hatası (m/s) ^[1]			RMS Açık Hatası (°) ^[2]		
Döngü Süresi	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
10ms	0,42	0,44	0,50	0,0997	0,0323	0,0571	1,8E-01	4,2E-01	3,2E-01
20ms	0,61	0,61	0,58	0,0810	0,0517	0,0491	1,3E-01	1,4E-01	1,6E-01
30ms	0,64	0,75	0,77	0,0827	0,0683	0,0623	1,4E-01	6,7E-02	1,4E-01
^[1] X: Menzilce, Y: Yanca, Z: Yükseklikçe									
^[2] X: Yuvarlanma, Y: Yunuslama, Z: Kuzey Yönelimi									

KKS destekli analiz sonuçları incelendiğinde hız ve pozisyonlar için sonuçların döngü süresi değişiminden çok fazla etkilenmediği ve değişimlerin ihmal edilebilir düzeyde olduğu gözlenmiştir. Açık hatalarına bakıldığında ise beklenenin aksine döngü süresi azaldığında açık hatalarının arttığı gözlenmiştir. Sabit hata kestirimleri incelendiğinde düşük döngü süresindeki üstten aşma (ing. overshoot) değerlerinin çok daha fazla olduğu ve açık kestirimlerini de önce bozduğu sonradan yakınsattığı görülmüştür. Bu durumun sebebinin KKS güncellemelerinin belirli bir zaman güncellemesinde bir yapılması ve döngü süresi azaltıldığında sıklaşması olduğu anlaşılmıştır. Bu sebeple ve analizlerde incelenecek olan öncelikli durumlar pozisyon ve hız olduğu için tüm döngü süreleri ile çalışılabileceği değerlendirilmiştir.

EK 2 Hesaplama Karmaşıklığı ve Gerçek Zamanlı Uygulanabilirlik Analizi

Önerilen ölçüm doğrulama yöntemleri, hesaplama yükü ve gerçek zamanlı uygulanabilirlik açısından değerlendirilmiştir. Gerçek zamanlı çalışan güdüm ve seyrüsefer sistemlerinde algoritmaların işlem gecikmesi ve hesaplama maliyetleri, sistem tasarımında kritik öneme sahiptir. Bu nedenle literatürde, ağ tabanlı farklı yöntemlerin çalışma süreleri ve hesaplama maliyetleri açısından karşılaştırıldığı çalışmalar bulunmaktadır (Freire vd., 2021). Ele alınan probleme ve geliştirilen mimariye özgü olarak, önerilen yöntemlerin donanım üzerindeki çalışma süreleri oransal biçimde analiz edilerek hedef uygulamalardaki davranışları hakkında çıkarımlar yapılmıştır.

Bu kapsamda, dört ölçüm bütünlüğü değerlendirme yöntemi MATLAB ortamında dizüstü bilgisayarda çalıştırılmış ve üç tekrarlı bir analiz gerçekleştirilmiştir. Karşılaştırmanın adil şekilde yapılabilmesi amacıyla dört yöntem aynı benzetim modeli içerisinde eş zamanlı olarak çalıştırılmış, ölçüm modu seçiminde yalnızca ilgili yöntemin çıktısı kullanılırken diğer algoritmalar da arka planda hesaplanmaya devam etmiştir. Böylece yöntemler aynı işlemci yükü ve aynı işletim sistemi çalışma koşulları altında karşılaştırılmıştır.

Bu analiz kapsamında algoritmaların çalışma süreleri ve hesaplama yükleri MATLAB Profiler aracı kullanılarak incelenmiştir. Intel Core i7-8550U CPU @1.99 GHz işlemci üzerinde yürütülen algoritmaların toplam çalışma süreleri belirlenmiştir. Gerçek zamanlı uygulanabilirliğin en zor koşullar altında değerlendirilebilmesi amacıyla, benzetimlerde EK-1'de incelenen en kısa örnekleme periyodu olan 10 ms döngü süresi kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, söz konusu işlemci üzerinde tüm algoritmaların eş zamanlı olarak gerçek zamandan daha hızlı çalıştığını göstermektedir. 10 ms'lik döngü süresinin kullanıldığı benzetimlerde, 130 saniyelik senaryo ortalama 16.778 saniyede tamamlanmıştır.

Elde edilen Çalışma Zamanları Çizelgesi aşağıda verilmiştir.

Çalışma Zamanları Çizelgesi

Blok / Fonksiyon	Koşum-1 (s)	Koşum-2 (s)	Koşum-3 (s)	Ortalama (s)	Model Payı (%)	Füze Payı (%)	Algoritma Payı (%)
Tüm Model	21.622	12.692	16.019	16.778	100.0	---	---
Missile1	9.327	5.654	6.853	7.278	43.4	100.0	---
NeuralNetworks	7.557	4.294	5.374	5.742	34.2	78.9	100.0
LSTM Predict	3.302	1.951	2.241	2.498	14.9	34.3	43.5
DQN Agent	2.431	0.947	1.575	1.651	9.8	22.7	28.8
MLP Predict	1.746	1.332	1.496	1.525	9.1	20.9	26.6
innov_filt	0.030	0.023	0.023	0.025	0.2	0.3	0.4

Çizelgede gerçekleştirilen üç koşum sırasında ölçülen blok çalışma zamanları (Koşum 1-2-3), bunların ortalamaları ve bu ortalama çalışma zamanlarından hesaplanmış blokların üst blokların içerisindeki zaman harcama oranları yüzde olarak verilmiştir. Satırlar model hiyerarşisi içerisinde verilmiştir. Burada;

- Ortalama (s): Üç koşumun ortalama zamanını,
- Model Payı (%): İlgili satırlardaki blokların geçirdiği zamanın tüm modelin geçirdiği zaman içerisindeki yüzdesini,
- Füze Payı (%): İlgili satırlardaki blokların geçirdiği zamanın “Missile1” isimli füze bloğunun geçirdiği zaman içerisindeki yüzdesini,
- Algoritma Payı (%): İlgili satırlardaki ölçüm değerlendirme algoritması bloğunun geçirdiği zamanın, dört yöntemin üst bloğu olan “NeuralNetworks” bloğunun geçirdiği zaman içerisindeki yüzdesini ifade etmektedir.

Bu değerler kullanılarak her bir algoritmanın üzerinde işlemci üzerinde ortalama ne kadar sürede koştuğu aşağıdaki adımlar ile hesaplanabilir:

1. Tüm Model 130 saniyelik senaryoyu 16.778 saniyede koşuyorsa, 10 ms’lik bir zaman adımını 1.2906 ms’de koşacaktır.

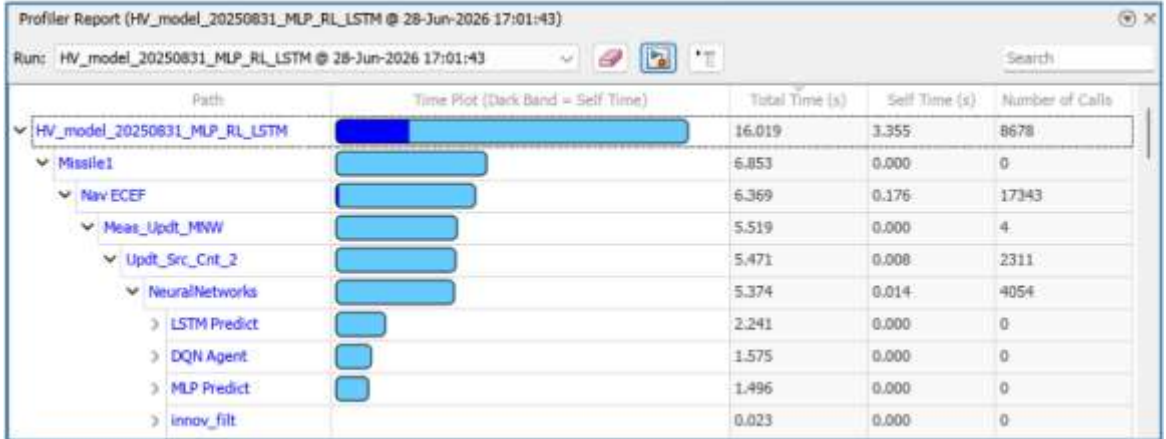
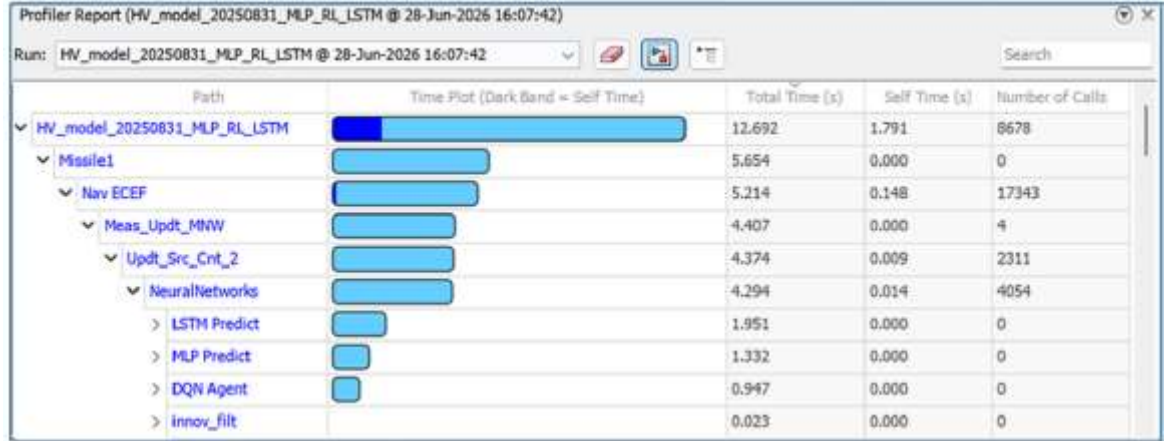
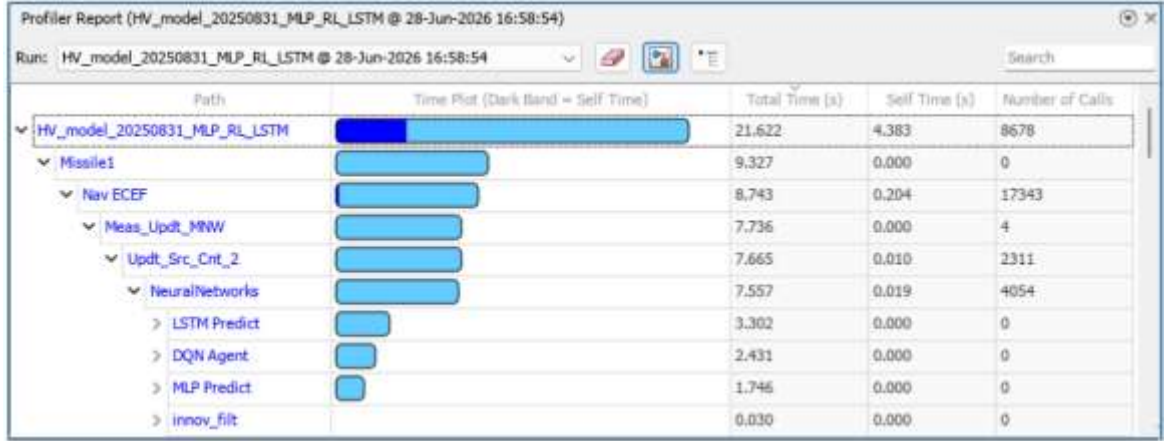
2. Tüm Model 1.2906 ms’de döngüsünü kapatabiliyorsa;
 - a. Tüm zamanın ortalama %14.9’unu alan LSTM ortalama 192.3 μ s’de,
 - b. Tüm zamanın ortalama %9.8’ini alan DQN ortalama 126.5 μ s’de,
 - c. Tüm zamanın ortalama %9.1’ini alan MLP ortalama 117.4 μ s’de,
 - d. Tüm zamanın ortalama %0.2’sini alan IF ise ortalama 2.6 μ s’de işlemlerini tamamlayacaktır.

Bu değerler, ilgili algoritmaların bir benzetim döngüsü içerisindeki ortalama karar verme gecikmesini temsil etmektedir.

Benzer hesaplama karmaşıklığına sahip algoritmaların C kodu üretimi ve O2 derleyici optimizasyonu ile Xilinx XC7Z010 (dual-core ARM A9 @667 MHz) işlemcisi üzerinde gerçekleştirilen uygulamalarında, MATLAB ortamına kıyasla belirgin süre kazanımları elde edilmiştir. (Bu gözlem, tez kapsamı dışında gerçekleştirilen gömülü sistem uygulamalarına dayanmaktadır.)

EK-1’de sunulan ablasyon çalışması ile önerilen mimarının 30 ms örnekleme periyoduna kadar kabul edilebilir seyrüsefer performansı sağladığı gösterilmiştir. MATLAB Profiler sonuçları ile gerçek gömülü uygulamalardan elde edilen deneyimler birlikte değerlendirildiğinde, önerilen algoritmaların işlem yükü açısından hedef gerçek zamanlı uygulamalar için bir darboğaz oluşturmasının beklenmediği değerlendirilmiştir.

Gerçekleştirilen üç koşulda elde edilen süre raporları aşağıda sunulmuştur.



‘Algoritma Payı’ kolonundaki veriler yardımı ile algoritmaların görelî işlem yükleri kendi aralarında karşılaştırılırsa; IF’in diğerlerinden çok daha az işlem yükü getirdiği, MLP ve RL’in birbirlerine yakın oldukları LSTM’in ise onların yaklaşık 1.5 katı işlem yükü getirdiği gözlenmiştir.

EK 3 Kinematics_ECEF.m

Sunulan ‘Kinematics_ECEF.m’ fonksiyonu, Paul Groves tarafından geliştirilen ve Modified BSD lisansı altında yayımlanan açık kaynaklı yazılımdan alınmıştır. Orijinal telif ve lisans bilgileri korunmuştur.

This software is distributed under a Modified BSD License as follows:

Redistribution and use in source and binary forms, with or without modification, are permitted provided that the following conditions are met:

- Redistributions of source code must retain the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer.
- Redistributions in binary form must reproduce the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer in the documentation and/or other materials provided with the distribution.
- Neither the names of the authors nor the names of its contributors may be used to endorse or promote products derived from this software without specific prior written permission.

THIS SOFTWARE IS PROVIDED BY THE AUTHORS "AS IS" AND ANY EXPRESS OR IMPLIED WARRANTIES, INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, THE IMPLIED WARRANTIES OF MERCHANTABILITY AND FITNESS FOR A PARTICULAR PURPOSE ARE DISCLAIMED.

IN NO EVENT SHALL THE AUTHORS BE LIABLE FOR ANY DIRECT, INDIRECT, INCIDENTAL, SPECIAL, EXEMPLARY, OR CONSEQUENTIAL DAMAGES (INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, PROCUREMENT OF SUBSTITUTE GOODS OR SERVICES; LOSS OF USE, DATA, OR PROFITS; OR BUSINESS INTERRUPTION), HOWEVER CAUSED AND ON ANY THEORY OF LIABILITY, WHETHER IN CONTRACT, STRICT LIABILITY, OR TORT (INCLUDING NEGLIGENCE OR OTHERWISE), ARISING IN ANY WAY OUT OF THE USE OF THIS SOFTWARE, EVEN IF ADVISED OF THE POSSIBILITY OF SUCH DAMAGE.

```
function [f_ib_b,omega_ib_b] = Kinematics_ECEF(tor_i,C_b_e,...
    old_C_b_e,v_eb_e,old_v_eb_e,r_eb_e)
%Kinematics_ECEF - calculates specific force and angular rate from input
%w.r.t and resolved along ECEF-frame axes
%
% Software for use with "Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor
% Integrated Navigation Systems," Second Edition.
%
% This function created 1/4/2012 by Paul Groves
%
% Inputs:
%   tor_i       time interval between epochs (s)
%   C_b_e       body-to-ECEF-frame coordinate transformation matrix
%   old_C_b_e    previous body-to-ECEF-frame coordinate transformation matrix
%   v_eb_e       velocity of body frame w.r.t. ECEF frame, resolved along
%                ECEF-frame axes (m/s)
%   old_v_eb_e   previous velocity of body frame w.r.t. ECEF frame, resolved
%                along ECEF-frame axes (m/s)
%   r_eb_e       Cartesian position of body frame w.r.t. ECEF frame, resolved
%                along ECEF-frame axes (m)
% Outputs:
%   f_ib_b       specific force of body frame w.r.t. ECEF frame, resolved
%                along body-frame axes, averaged over time interval (m/s^2)
%   omega_ib_b    angular rate of body frame w.r.t. ECEF frame, resolved
%                about body-frame axes, averaged over time interval (rad/s)
% Copyright 2012, Paul Groves
% License: BSD; see license.txt for details

% Parameters
omega_ie = 7.292115E-5; % Earth rotation rate (rad/s)
% Begins
if tor_i > 0
    % From (2.145) determine the Earth rotation over the update interval
    % C_Earth = C_e_i' * old_C_e_i
    alpha_ie = omega_ie * tor_i;
```

```

C_Earth = [cos(alpha_ie), sin(alpha_ie), 0;...
           -sin(alpha_ie), cos(alpha_ie), 0;...
           0, 0, 1];

% Obtain coordinate transformation matrix from the old attitude (w.r.t.
% an inertial frame) to the new
C_old_new = C_b_e' * C_Earth * old_C_b_e;

% Calculate the approximate angular rate w.r.t. an inertial frame
alpha_ib_b(1,1) = 0.5 * (C_old_new(2,3) - C_old_new(3,2));
alpha_ib_b(2,1) = 0.5 * (C_old_new(3,1) - C_old_new(1,3));
alpha_ib_b(3,1) = 0.5 * (C_old_new(1,2) - C_old_new(2,1));

% Calculate and apply the scaling factor
temp = acos(0.5 * (C_old_new(1,1) + C_old_new(2,2) + C_old_new(3,3)...
    - 1.0));
if temp>2e-5 %scaling is 1 if temp is less than this
    alpha_ib_b = alpha_ib_b * temp/sin(temp);
end %if temp

% Calculate the angular rate
omega_ib_b = alpha_ib_b / tor_i;

% Calculate the specific force resolved about ECEF-frame axes
% From (5.36),
f_ib_e = ((v_eb_e - old_v_eb_e) / tor_i) - Gravity_ECEF(r_eb_e)...Skew_symmetric
    + 2 * Skew_symmetric([0;0;omega_ie]) * old_v_eb_e;

% Calculate the average body-to-ECEF-frame coordinate transformation
% matrix over the update interval using (5.84) and (5.85)
mag_alpha = sqrt(alpha_ib_b' * alpha_ib_b);
Alpha_ib_b = Skew_symmetric(alpha_ib_b);
if mag_alpha>1.E-8
    ave_C_b_e = old_C_b_e * (eye(3) + (1 - cos(mag_alpha)) /mag_alpha^2 ...
        * Alpha_ib_b + (1 - sin(mag_alpha) / mag_alpha) / mag_alpha^2 ...
        * Alpha_ib_b * Alpha_ib_b) - 0.5 * ...
        Skew_symmetric([0;0;alpha_ie]) * old_C_b_e;
else
    ave_C_b_e = old_C_b_e -...
        0.5 * Skew_symmetric([0;0;alpha_ie]) * old_C_b_e;
end %if mag_alpha

% Transform specific force to body-frame resolving axes using (5.81)
f_ib_b = inv(ave_C_b_e) * f_ib_e;

else
    % If time interval is zero, set angular rate and specific force to zero
    omega_ib_b = [0;0;0];
    f_ib_b = [0;0;0];
end %if tor_i
% Ends

function g = Gravity_ECEF(r_eb_e)
%Gravitation_ECI - Calculates acceleration due to gravity resolved about
%ECEF-frame
%
% Software for use with "Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor
% Integrated Navigation Systems," Second Edition.
%
% This function created 1/4/2012 by Paul Groves
%
% Inputs:

```

```

% r_eb_e Cartesian position of body frame w.r.t. ECEF frame, resolved
%         about ECEF-frame axes (m)
% Outputs:
% g       Acceleration due to gravity (m/s^2)

% Copyright 2012, Paul Groves
% License: BSD; see license.txt for details

%Parameters
R_0 = 6378137; %WGS84 Equatorial radius in meters
mu = 3.986004418E14; %WGS84 Earth gravitational constant (m^3 s^-2)
J_2 = 1.082627E-3; %WGS84 Earth's second gravitational constant
omega_ie = 7.292115E-5; % Earth rotation rate (rad/s)

% Begins

% Calculate distance from center of the Earth
mag_r = sqrt(r_eb_e' * r_eb_e);

% If the input position is 0,0,0, produce a dummy output
if mag_r==0
    g = [0;0;0];

% Calculate gravitational acceleration using (2.142)
else
    z_scale = 5 * (r_eb_e(3) / mag_r)^2;
    gamma = -mu / mag_r^3 * (r_eb_e + 1.5 * J_2 * (R_0 / mag_r)^2 * ...
        [(1 - z_scale) * r_eb_e(1); (1 - z_scale) * r_eb_e(2); ...
        (3 - z_scale) * r_eb_e(3)]);

    % Add centripetal acceleration using (2.133)
    g(1:2,1) = gamma(1:2) + omega_ie^2 * r_eb_e(1:2);
    g(3) = gamma(3);

end % if

% Ends

function A = Skew_symmetric(a)
%Skew_symmetric - Calculates skew-symmetric matrix
%
% Software for use with "Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor
% Integrated Navigation Systems," Second Edition.
% This function created 1/4/2012 by Paul Groves
%
% Inputs:
% a       3-element vector
% Outputs:
% A       3x3matrix

% Copyright 2012, Paul Groves
% License: BSD; see license.txt for details
% Begins

A = [    0, -a(3),  a(2); ...
      a(3),    0, -a(1); ...
     -a(2),  a(1),    0];

% Ends

```