

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**OTONOM ARAÇLARIN YÖNGÜDÜMÜNDE PAF TABANLI EZKH
YÖNTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Erol DUYMAZ

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Ana Bilim Dalı Başkanlığı

Elektronik Mühendisliği Programı

MAYIS 2018

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**OTONOM ARAÇLARIN YÖNGÜDÜMÜNDE PAF TABANLI EZKH
YÖNTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

**Erol DUymAZ
(599162001)**

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Ana Bilim Dalı Başkanlığı

Elektronik Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Hakan TEMELTAŞ

MAYIS 2018

İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünün 599162001 numaralı Doktora Öğrencisi Erol DUYMAZ, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “OTONOM ARAÇLARIN YÖNGÜDÜMÜNDE PAF TABANLI EZKH YÖNTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Hakan TEMELTAŞ**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Doç.Dr. Yaprak YALÇIN**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Dr.Öğretim Üyesi S.Murat YEŞİLOĞLU
İstanbul Teknik Üniversitesi

Dr.Öğretim Üyesi Janset DAŞDEMİR
Yıldız Teknik Üniversitesi

Dr.Öğretim Üyesi A.Ersan OĞUZ
Hava Harp Okulu

Teslim Tarihi : 25 Nisan 2018
Savunma Tarihi : 25 Mayıs 2018





Aileme/Sevdiklerime,



ÖNSÖZ

Doktora yapmak düşüncesi içinizde ilk belirlediğinde yaşadığınız araştırma, geliştirme, üretme, ülkenize ve bilime katkıda bulunma heyecanları daha sonra yoğun çalışma temposu, zorluklar hatta bazen hayal kırıklıkları ile birleşerek çalışma süreci boyunca bizleri uzun soluklu, inişli-çıkışlı ama sonunu özlemle beklediğimiz bir serüvene sürüklüyor. Sürecin içinden hayatta türlüşünü gördüğümüz problemlerden bilimsel nitelikli olanını çözerek çıktığınızı gördüğünüzde çalışmanın size kattıklarını değerlendirmenin yanısıra sizinle beraber zorlukları yaşayan, ümitleri ve heyecanı paylaşan ve hep yanınızda olanları minnetle anıyorsunuz.

Bu çalışmamda hayatın günlük akışındaki türlü gelgitlere rağmen doktora sürecini benimle birlikte yaşayan aile fertlerimden eşim Burcu AKSU DUYMAZ'a, oğullarım Erdem ve Kerem'e, hayatım boyunca desteklerini yanımda hissettiğim sevgili annem Feray DUYMAZ ve babam İsmet DUYMAZ'a teşekkür ediyorum.

Doktora çalışmam sırasında verdiği destek ve gösterdiği anlayış nedeniyle danışmanım Prof.Dr.Hakan TEMELTAŞ'a, Yrd.Doç.Dr.A.Ersan OĞUZ'a ve diğer hocalarıma teşekkürü bir borç bilirim.

Son olarak burada anamadığım fakat tez çalışmam sırasında bilgilerini paylaşan, destek ve yardımlarını esirgemeyen herkese şükranlarımı sunarım.

Mayıs 2018

Erol DUYMAZ



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
SEMBOLLER	xiii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xv
ŞEKİL LİSTESİ.....	xvii
ÖZET.....	xix
SUMMARY	xxi
1. GİRİŞ	1
1.1 Kavramlar, Tezin Amacı ve Motivasyon	2
1.2 Literatür Araştırması	3
1.3 Çalışmanın Katkıları	6
2. OTONOM SİSTEMLERİN MODELLEME VE BENZETİMİ.....	9
2.1 Giriş.....	9
2.2 Koordinat Sistemleri ve Dönüşümler	11
2.3 Otonom Sistemlerde Kinematik Yapı/Model.....	12
2.3.1 İnsansız kara araçlarında kinematik model	12
2.3.2 İnsansız hava araçlarında kinematik model	14
2.4 Otonom Sistemlerde Sensör Yapıları	15
2.4.1 İnsansız kara araçlarında sensör modelleri	16
2.4.2 İnsansız hava araçlarında sensör modelleri.....	16
2.5 Otonom Sistemlerin Benzetiminde Kullanılan Diğer Modeller.....	17
2.6 Durum Uzay Gösterimleri ve Açık Formüller	18
2.7 Benzetim Senaryoları	26
2.8 Sonuç.....	26
3. EZKH FİLTRELERİ.....	29
3.1 Giriş.....	29
3.1.1 Yöngüdümler.....	29
3.2 Belirsizlik Altında Durum Tahmin Araçları Olarak Filtreler	30
3.2.1 GKF tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (EZKH).....	33
3.2.2 DKF tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama	33
3.2.3 PF tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama.....	37
3.3 Sonuç.....	39
4. PARÇACIK AKIŞ FİLTRESİ VE EZKH UYGULAMALARI.....	41
4.1 Giriş.....	41
4.1.1 Parçacık akış filtresi, ortaya çıkış süreci ve katkıları.....	41
4.2 Parçacık Akış Filtresi (PAF)	45
4.2.1 Parçacık akış filtresi matematiği	51
4.3 PAF Tabanlı EZKH Yönteminin Oluşturulması	53
4.4 Sonuç.....	56

5. BENZETİM ÇALIŞMALARI VE SONUÇLARI.....	61
5.1 Giriş	61
5.2 İKS için PAF Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama	61
5.3 İHS için PAF Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama	67
5.4 İKS için PF Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama	72
5.5 İHS için PF Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama	75
5.6 İKS için GKF Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama.....	77
5.7 İHS için GKF Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama.....	80
5.8 Sonuç	82
6. PAF TABANLI EZKH ANALİZLERİ	85
6.1 Giriş	85
6.2 Filtre Tutarlılık ve Gözlenebilirliği	85
6.3 PAF Tabanlı EZKH Tutarlılık ve Gözlenebilirlik Analizi	87
6.4 Paralel Programlama ve Paralel-PAF Değerlendirmeleri	92
6.5 Diğer Analiz ve Karşılaştırmalar.....	94
6.6 Değerlendirmeler.....	97
6.7 Sonuç	99
7. SONUÇ DEĞERLENDİRME VE ÖNERİLER.....	103
KAYNAKLAR.....	109
ÖZGEÇMİŞ.....	117

KISALTMALAR

PAF	: Parçacık Akış Filtresi
PFF	: Particle Flow Filter (Parçacık Akış Filtresi)
PF	: Particle Filter (Parçacık Filtresi)
EKF	: Extended Kalman Filter (Genişletilmiş Kalman Filtresi)
GKF	: Genişletilmiş Kalman Filtresi
UKF	: Unscented Kalman Filter (Dağılımlı Kalman Filtresi)
DKF	: Dağılımlı Kalman Filtresi
SLAM	: Simultaneous Localization and Mapping (Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama)
EZKH	: Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama
PAF-EZKH	: Parçacık Akış Filtresi Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama
PF-EZKH	: Parçacık Filtresi Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama
GKF-EZKH	: Genişletilmiş Kalman Filtresi Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama
A-SLAM	: Airborne Simultaneous Localization and Mapping (Uçak üzeri Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama)
U-EZKH	: Uçak üzeri Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama
İS	: İnsansız Sistemler
İHA	: İnsansız Hava Aracı
UAV	: Unmanned Air/Aerial Vehicle (İnsansız Hava Aracı)
AGV	: Autonomous Ground Vehicle (Otonom Yer Aracı)
AUV	: Autonomous Underwater Vehicle (Otonom Sualtı Aracı)
KUYS	: Küresel Uydu Yönbulum Sistemleri
GNSS	: Global Navigation Satellite Systems (Küresel Uydu Yönbulum Sistemleri)
GPS	: Global Positioning System (Küresel Konumlama Sistemi)
NEES	: Normalization Estimation Error Square (Ortama Karesel Tahmin Hatası)
RADAR	: Radio Detection And Ranging
LIDAR	: Light Detection And Ranging
IMU	: Inertial Measurement Unit (Ataletsel Ölçüm Birimi)
INS	: Inertial Navigation System (Atalet Yöngüdüm Sistemi)



SEMBOLLER

x_t	: t anındaki durum (state) vektörü
λ	: Parçacık Migrasyon (Akış) Adım Büyüklüğü
$\phi(x_t, \lambda)$	: Homotopi Fonksiyonu (x_t, λ 'ya bağlı)
$p(x_t)$	: Soncul (Posterior) Olasılık Fonksiyonu
$g(x_t)$	: Öncül (Prior) Olasılık Fonksiyonu
$h(x_t)$	: Olabilirlik (Likelihood) Olasılık Fonksiyonu
A,b	: Parçacıklardaki Akış Miktarını Belirleyen Parametreler
P	: Kovaryans Matrisi
Q	: Sistem Model Gürültü Kovaryans Matrisi
R	: Gözlem Modeli Gürültü Kovaryans Matrisi
∇F	: Sistem Modeli Jakobiye Matrisi
∇H	: Gözlem Modeli Jakobiye Matrisi
ν	: İnnovasyon
S	: İnnovasyon Kovaryansı
ϕ	: Yana Yatma Açısı
θ	: Yunuslama Açısı
ψ	: Yönlenme Açısı
T	: Dönüşüm Matrisi
P^n	: Yöngüdümlü Düzlem Konum Vektörü
Z^n	: Yöngüdümlü Düzlem İşaretçi Nesne Konum Vektörü
f^b	: Yöngüdümlü Düzlem Yönsel İvme Vektörü
w^b	: Yöngüdümlü Düzlem Yönsel İvme Vektörü
$\ddot{x}$	: Yöngüdümlü Düzlemde x Yönündeki İvme
$\ddot{y}$	: Yöngüdümlü Düzlemde y Yönündeki İvme
$\ddot{z}$	: Yöngüdümlü Düzlemde z Yönündeki İvme
u	: Gövde Düzlemde x Yönündeki İvme
v	: Gövde Düzlemde y Yönündeki İvme
w	: Gövde Düzlemde z Yönündeki İvme
$\dot{\phi}$	: Yöngüdümlü Düzlemde Yana Yatma Açısal Hızı
$\dot{\theta}$	: Yöngüdümlü Düzlemde Yunuslama Açısal Hızı
$\dot{\psi}$	: Yöngüdümlü Düzlemde Yönlenme Açısal Hızı
P	: Gövde Düzlemde Yana Yatma Açısal Hızı
q	: Gövde Düzlemde Yunuslama Açısal Hızı
r	: Gövde Düzlemde Yönlenme Açısal Hızı
ρ	: İşaretçi Nesne Mesafesi (Range)
φ	: İşaretçi Nesne Yatay Açısı (Bearing)
ϑ	: İşaretçi Nesne Dikey Açısı (Elevation)



ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 4.1: PAF Hakkındaki Kritik ve Yanıtlar.....	57
Çizelge 6.1: İKS EZKH Hata ve Yakınsama/İşlem Zamanı Tablosu	93
Çizelge 6.2: İHS EZKH Hata ve Yakınsama/İşlem Zamanı Tablosu	94
Çizelge 6.3: Parelleştirilmiş İKS EZKH Performansları.....	95
Çizelge 6.4: Parelleştirilmiş İHS EZKH Performansları.....	96
Çizelge 6.5: EZKH Yöntemleri Performansları	99





ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 : İnsansız Kara Aracı Hareket Eksenleri ve Kinematik Parametreleri	9
Şekil 2.2 : İnsansız Sualtı Aracı Hareket Eksenleri ve Koordinat Sistemleri.....	10
Şekil 2.3 : İnsansız Hava Aracı (Araç Düzlemi) Açısı Sistemi.....	10
Şekil 2.4 : Robot yapısı ve ilgili parametreler	10
Şekil 2.5 : İKS Araç Modeli Blok Gösterimi	13
Şekil 2.6 : İKS Sensör Blok Modeli	16
Şekil 2.7 : İHS Benzetim Ortamında IMU, GPS ve Kamera Modelleri.....	17
Şekil 2.8 : İKS Benzetim Ortamında Optik Kodlayıcı Modeli.....	18
Şekil 2.9 : İnsansız Araç Yol Güzergahı	23
Şekil 2.10 : Genel Benzetim Yapısı.....	24
Şekil 2.11 : Otonom Algılama Karar Verme ve Hareket Döngüsü	25
Şekil 3.1 : Yöngüdüm	30
Şekil 3.2 : Filtre Tabanlı EZKH Yaklaşımlarında Temel Adımlar	31
Şekil 3.3 : GKF EZKH Yaklaşımında Akış Diyagramı	34
Şekil 3.4 : Parçacık Filtreleri Genel Algoritması.....	38
Şekil 4.1 : Parçacık Akış Filtresinin Gelişimsel Süreci	43
Şekil 4.2 : Parçacık Akış Filtresinde Parçacık Yapısı	45
Şekil 4.3 : Parçacık Akış Filtresi Yapısında Parçacık Akışları	46
Şekil 4.4 : Parçacık Akış Filtresinde Homotopi Yaklaşımı	48
Şekil 4.5 : Parçacık Akış Filtresi Yakınsama Süreci /Adımları	50
Şekil 4.6 : Parçacık Akış Filtresi Tabanlı EZKH Algoritması	55
Şekil 4.7 : Homotopi Fonksiyonu.....	58
Şekil 5.1 : İKS için PAF tabanlı EZKH Pozisyon Tahmini ve Karşılaştırmalar	62
Şekil 5.2 : İKS için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi....	62
Şekil 5.3 : İKS için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Yönelim Açısı Değişimi .	63
Şekil 5.4 : İKS için PAF tabanlı EZKH – Araç Hız Değişimi	63
Şekil 5.5 : İKS için PAF tabanlı EZKH Y Eksenini Konum Hatası.....	64
Şekil 5.6 : İKS için EZKH Tahmin Hatalarının Parçacık Sayısına Bağlı Değişimi..	65
Şekil 5.7 : İKS için Parçacık Akış Adımı Büyüklüğü Değişimi ve Performans	65
Şekil 5.8 : İKS için X Eksenini Konum Hatası ve Filtre Kovaryansı.....	66
Şekil 5.9 : İHS için PAF tabanlı EZKH Pozisyon Tahmini ve Karşılaştırmalar	67
Şekil 5.10 : İHS için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi..	68
Şekil 5.11 : İHS için PAF tabanlı EZKH Araç Hız Değişimi/Hatası	68
Şekil 5.12 : İHS için PAF tabanlı EZKH – Normalize Tahmin Hata Kareleri.....	69
Şekil 5.13 : İHS için PAF tabanlı EZKH Araç Y eksenini Konum Hatası.....	70
Şekil 5.14:İHS için EZKH Tahmin Hatalarının Parçacık Sayısına Bağlı Değişimi..	71
Şekil 5.15 : İHS için Parçacık Akış Adımı Büyüklüğü Değişimi ve Performans	71
Şekil 5.16 : İHS için X Eksenini Konum Hatası ve Filtre Kovaryansı.....	72
Şekil 5.17 : İKS için Parçacık Filtresi tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi	73
Şekil 5.18 : İKS için Parçacık Filtresi tabanlı EZKH Yönelim Açısı Değişimi.....	73
Şekil 5.19 : İKS için PF tabanlı EZKH – Araç Hız Değişimi	74

Şekil 5.20 : İKS için PF tabanlı EZKH Araç Y eksen Konum Hatası.....	74
Şekil 5.21 : İHS için Parçacık Filtresi tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi.....	75
Şekil 5.22 : İHS için Parçacık Filtresi tabanlı EZKH Araç Hız Değişimi/Hatası	76
Şekil 5.23 : İHS için PF tabanlı EZKH – Normalize Tahmin Hata Kareleri.....	76
Şekil 5.24 : İHS için PF tabanlı EZKH Araç Y eksen Konum Hatası.....	77
Şekil 5.25 : İKS için GKF tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi.....	78
Şekil 5.26 : İKS için GKF tabanlı EZKH Araç Yönelim Açısı Değişimi	78
Şekil 5.27 : İKS için GKF tabanlı EZKH – Araç Hız Değişimi.....	79
Şekil 5.28 : İKS için GKF tabanlı EZKH Araç Y eksen Konum Hatası	79
Şekil 5.29 : İHS için GKF tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi.....	80
Şekil 5.30 : İHS için GKF tabanlı EZKH Araç Hız Değişimleri	80
Şekil 5.31 : İHS için GKF tabanlı EZKH – Aç Hatası	81
Şekil 5.32 : İHS için GKF tabanlı EZKH Araç X eksen Konum Hatası	81
Şekil 6.1: PAF-U-EZKH Ortalama Karesel Tahmin Hatası	88
Şekil 6.2: Referans Ortalama Karesel Tahmin Hatası ve %95 güvenilirlik sınırı.....	89



OTONOM ARAÇLARIN YÖNGÜDÜMÜNDE PAF TABANLI EZKH YÖNTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ

ÖZET

Günümüzde özellikle askeri uygulamalarda operatörsüz platform kullanımı düşüncesi yaygınlaşmış olmakla birlikte özellikle insansız ya da otonom araçlar geliştirilme amaçlarına uygun olarak verilen görevin tamamını veya bir bölümünü kendi kendine yapması beklenen araçlar olarak ortaya çıkmıştır. Bu isteği karşılayarak güvenli bir otonom yöngüdümleri yapabilmenin ön koşulu ise insansız aracının konumunun doğru şekilde bilinmesidir. Günümüzde konum belirlemenin en bilinen yöntemi Küresel Uydu Yönbulum Sistemlerinin (KUYS) kullanımıdır. KUYS'nin olmadığı veya erişilemediği ortamlarda araç konumunun ya da yöngüdümleri yapılan bölgenin haritasının da bilinmemesi durumunda güvenli konum belirlemek oldukça zor bir problemdir.

Eş Zamanlı Konumlama ve Haritalama (EZKH) aynı anda hem platform pozisyonu hem de ortam haritası belirlenmesi yöntemine verilen addır. Son çeyrek yüzyılda ortaya çıkan EZKH problemi, 2000'li yıllardan başlayarak kara, deniz, hava araçları için araştırılmış olmakla birlikte Kalman Filtresi (KF) tabanlı Genişletilmiş Kalman Filtresi (DKF) ve Dağıtılmış Kalman Filtresi (GKF) gibi parametrik filtre yaklaşımları yanında Parçacık Filtresi (PF) gibi non-parametrik metotlardan oluşan durum tahmin yöntemleri ve model ya da grafik tabanlı üst seviye kontrol amaçlayan ve özellikle de görüntü işleyen teknikler bu kapsamda kullanılmıştır. İnsansız sistemlerin; platform-araç, sensör tipi ve kara, deniz, hava gibi ortam türü başlıklarında oldukça fazla farklılıklar göstermesi nedeniyle, EZKH probleminde genel bir bakış sağlamak için sınıflandırma (taxonomy) yoluyla performans analizi ihtiyacından bahsedilebilir.

Bu çalışmada belirsizlik altında tahmin araçlarının performans analizleri ile birlikte literatürde ilk kez olarak Parçacık Akış Filtresi (PAF) tabanlı bir EZKH yapısı filtrenin matematik temelleri, filtre analizleri, otonom araç sistemi ile sensör modellerini de içerecek şekilde verilmiştir. Benzetim sonuçlarına göre parçacık akış filtresi tabanlı EZKH performansının hesaplama maliyeti nedeniyle bazı gerçek zamanlı uygulamalardaki zorluklarına rağmen literatürde daha önce yer almış diğer tahmin yöntemleriyle karşılaştırıldığında özellikle belirsizlikleri daha düşük algılayıcılar kullanan ölçüm ortamlarında parçacık filtresi yapısında ortaya çıkan dejenerasyon sorununu ortadan kaldırarak daha başarılı sonuçlar verdiği ve bu nedenle tercih edilebileceği görülmüştür.



PFF BASED SLAM METHOD DEVELOPMENT FOR AUTONOMOUS VEHICLES' NAVIGATION

SUMMARY

Unmanned systems have quite importance for decision makers and operational agents due to their extensive usage and large variety of its applications such as reconnaissance and surveillance in the military and civilian areas.

All but particularly military systems seeks some advances that cancel operator need. Researchers from all kind of engineering subjects are interested in unmanned aerial, territorial or marital vehicles which are going to be unique systems in near future and their navigation, control as well.

Autonomous navigation of unmanned systems is also related with optimal and collision-free path planning, localizaiton and mapping or navigation.

Unmanned vehicles needs remote control in case of communication failure or prevention, electromagnetic interference etc. While researches of early version of autonomous for example aerial vehicles just look for providing self take-off and landing, recent researchers expect modern unmanned vehicles to carry all duty such as surveillance, fight and so on. For this purpose autonomous cooperative navigation which succeed on obstacle avoidance is also subject of these research series.

On the other hand, main usage purpose of unmanned systems is particularly autonomous navigation that provides flexible functionality notably on a standalone drive, fot this reason it is crucial to determine the unmanned vehicle's precise position for better navigation in the autonomous operations.

The map knowledge allows vehicle determine its position by its sensors or with the precise position information unmanned system specify map (vice versa), which emphasizes that the position determination and mapping are indispensable steps for a prosperous autonomous navigation.

The systems that determine position or map knowledge precisely may predict the other even if it has slight divergence but may not be able if the position is not certain since the position error may grow up which may cause get lost of vehicle either.

Autonomous navigation, without any intervention except determination of the trajectory pattern, is an essential requirements of accurate position determination which can be done in different ways with or without GNSS that is widely used. In such system, the position is determined by the received data from GNSS sensor.

GNSS, accepted as a way of safe navigation, is still used as a reliable positioning system since location and destination coordinates are known although some interruptions may occur due to its fundamentals and some natural barriers. The location cannot be defined with GNSS in case of obstacles such as being indoors or

under water as signal transmission is impossible and in some cases prevention or jamming of GNSS is possible.

A position may also be able to determined through odometry system in GNSS denied media. Since it produces more error than GNSS it needs error correction with systems such as GNSS or one of that determine the position through stars and landforms by using map information, but in case of lack of map information systems, to determine the unknown location using the map information becomes impossible to be applied and the SLAM problem becomes more complicated.

Global Navigation Satellite System (GNSS) which is actually preferred geolocation tools in the world is also mostly adequate for position determination process of autonomous vehicles such as AGV, UAV and AUV's, however it can be hard to have successful results for the same process in GNSS denied environments.

Thus, there exist great deal of works in the literature about this problem recently. In GNSS denied environments (even) if the map knowledge does not exist either, the problem of simultaneous position determination and production of map information can be solved by Simultaneous Localization And Mapping (SLAM).

The Simultaneous Localization and Mapping (SLAM), determining both agent's location and its surroundings at the same time, is principle for many different autonomous applications particularly in Global Navigation Satellite System denied environments.

Although SLAM problem, which emerged in the last quarter of the century, has been adapted for territorial, naval and aerial platforms starting from the year of 2000's.

Some parametric filter approaches such as Kalman Filter based Extended Kalman Filter and Distributed Kalman Filter, the state estimation methods including nonparametric ones such as Particle Filter, some high level control aspiring, model or graphics-based and particularly image processing techniques has been used along with it. Although there has been several attempts to find better estimation algorithms, it is still a considerable challenge to manage robust SLAM.

A strong need for performance analysis of the SLAM problem by classification may be mentioned, as it varies considerably in the platform, vehicle, sensor, and media type such as territorial, naval and aerial platforms.

On the other hand, non-linear filtering especially for high-dimensional systems is an important problem since failure in previous filters performances.

Daum and Huang introduced an alternative non-linear filtering approach such that a homotopy which defines a particle flow introduced between the logarithms of the unnormalized prior and posterior densities at each time step of filter as the solution to a partial differential equation. The particle flow causes particles to migrate to regions where the posterior is large in value but reliance on parallel EKF or UKF exists.

The particle flow filter, emerged in last decade, was particularly attractive due to its advantages such as high accuracy and fast convergence. In this research, a Particle Flow Filter based SLAM structure is given for the first time in the literature, including mathematical bases/background of the filter, analysis, an autonomous ground vehicle and a sensor model.

According to the simulation results provided with the performance analysis of estimation under uncertainty tools/algorithms, although it has some computational

complexity that may cause real time application concerns, the particle flow filter based SLAM performance is superior than other recursive state estimation approaches emerged before in the literature in terms of accuracy.

Especially in the measurement environments with less uncertain sensors, the particle flow filter is preferable because it removes the problem of degeneration which arises in the particle filter structure.





1. GİRİŞ

Günümüz askeri sistemleri diğer sivil uygulamalarda olduğu gibi hedeflediği operasyonda kullanıcı ihtiyacını ortadan kaldıracak yenilikler peşindedir. Kara ve deniz ortamları araçları ile birlikte modern hava araçlarının da yerini yakın bir gelecekte insansız (otonom) platformların alacağı beklendiğinden robotik, havacılık, uzay, elektronik, bilgisayar hatta endüstri mühendisliği sahalarında boy gösteren araştırmacılar İnsansız Sistemleri (İS) ilgi alanlarına almakta ve onlar için araç tasarımı ve kontrolü ile birlikte yöngüdüm konusunda da çalışmalar yürütmektedirler. Yöngüdüm (navigasyon/seyrüsefer) ise optimal, güvenilir-çarpışmasız ve engellerden kaçınan rota planlaması algoritmalarını, konum belirleme-haritalama ve otonom yöngüdüm gibi pek çok alanı içmektedir.

İnsansız kara, deniz ve hava araçları yapısı gereği bir kullanıcı taşımadığından uzaktan kontrol edilmeye ihtiyaç duyar ancak bir haberleşme arızası, elektronik harp uygulaması ile iletişimin engellenmesi, kontrol mesafesinin dışında görev yapma ihtiyacı ya da tek bir kullanıcı tarafından birden fazla aracın kontrolünü gerektiren durumlar gibi nedenlerle otonom hareket ihtiyacı ortaya çıkar. İlk otonom araçlar ve özellikle İHA çalışmalarında hava aracının başlangıç konumuna ya da belirlenen bir konuma geri dönmesi yeterli görülürken daha sonra özellikle askeri alanda verilen görevleri kendisi yerine getiren İHA sistemleri üretilmeye başlanmıştır. Bu amaçla otonom navigasyon yaparak verilen göreve uygun uçuş rotasını oluşturan, kendi kendine doğal engelleri aşan ve diğer araçlar ile haberleşerek bir filo (takım) görevi yerine getiren sistemler üzerinde yoğun çalışmalar devam etmektedir.

Genel itibariyle modern insansız sistemlerin hemen hemen tümü konumlarının tesbiti için GPS (US), Galileo (EU), Glonass (Rus) gibi Küresel Uydu Yönbulum/Yöngüdüm Sistemlerini kullanmakta olup (bunlara Çin BeiDou ve Hint IRNSS sistemleri eklenebilir) bilindiği üzere bu sistemler, uydulardan yollanan elektromanyetik işaretlerin yeryüzünde sabit alıcıların bulundukları noktanın ve yakın çevresinin enlem, boylam ve yüksekliğini hesaplayan yapılardır. Ancak savaş, afet, doğa koşul ve/engelleri gibi çeşitli nedenlerle bu sistemlerin kullanılamadığı

durumlar olabilmektedir. Ayrıca KUYS alınan bilgilerin (10 metreye kadar hata yapabilen GPS gibi) yeterli doğruluk/hassasiyet sağlayamaması ve verilerin gürültü/hata duyarlılığı gibi durumlar düşünüldüğünde konum belirleme ihtiyacının hassas bir şekilde karşılanması gerektiği açıktır.

Özet olarak, KUYS erişimsiz ortamlarda otonom yöngüdünün başarılı olması için İnsansız Sistemin konumunun doğru belirlenmesi ve içinde bulunduğu ortamın haritasının oluşturulması gerekir. Araç ortamdaki konumunu bildiği durumda algılayıcılarıyla ortam hakkında bilgi toplayıp ortamın haritasını oluşturabilir. Benzer şekilde ortamın haritasına sahip olan bir İnsansız Sistem de ortamdaki konumunu algılayıcılarıyla tespit edebilir. Konum ve ortam haritası bilgilerinden birini tam olarak tespit eden sistemler çoğu zaman diğer bilgiyi az hatayla tahmin edebilir. Ancak İnsansız Sistem, konumunu ve ortam haritasını yeterince hassas olarak belirleyemezse, konum ve yönelimindeki hata zaman içinde birikimli olarak artar ve artan bu hatadan dolayı araç görev yapamaz ya da kaybolabilir. Bu nedenle bu sistemlerde hızlı ve doğru bir şekilde konum belirleme ve ortam haritasının elde edilmesi önem arz eder.

1.1 Kavramlar ve Tezin Amacı

Madencilik, arama kurtarma, yangın söndürme, denizaltı gibi sivil alanların yanı sıra askeri uygulamalarda ortam haritasının bilinmediği ya da herhangi bir nedenle küresel konum belirleme sistemlerine erişimin olmadığı şartlarda aracın kendi konumu belirleyip aynı zamanda harita oluşturması işlemi olarak tanımlanan EZKH - Eş Zamanlı Konumlama ve Haritalama (SLAM-Simultaneous Localization and Mapping) problemi Smith, Cheesman, Bailey, Durrant-Whyte, Thurn gibi araştırmacılar tarafından ortaya atılmış, geliştirilmiş ve konsept haline getirilmiştir [1-4].

Literatürde her iki kavram da geniş yer aldığından bu çalışma süresince Eş Zamanlı Konumlama (Konum Belirleme) ve Haritalama (EZKH) ya da Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) kavramları birbiri yerine kullanılabilecektir. Bununla beraber benzer bir sebeple (7. Bölüm’de ayrıntılı olarak değinildiği gibi) şu ifadeleri de birbiriyle aynı anlamda kullanmak mümkündür: PFF-Particle Flow Filter (yerine PAF-Parçacık Akış Filtresi), PF-Particle Filter (yerine Parçacık Filtresi), EKF-Extended Kalman Filter (yerine GKF- Genişletilmiş Kalman

Filtresi), UKF-Unscented Kalman Filter (yerine DKF-Dağılımlı Kalman Filtresi), PAF-EZKH-Parçacık Akış Filtresi Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (yerine PFF-SLAM), PF-EZKH- Parçacık Filtresi Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (yerine PF-SLAM), GKF-EZKH-Genişletilmiş Kalman Filtresi Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (yerine GKF-SLAM), A-SLAM Airborne Simultaneous Localization and Mapping (U-EZKH Uçak üzeri Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama).

Parçacık akış filtresi ise belirsizlik altında tahmin doğruluğunu arttırarak daha hızlı yakınsama sağladığı iddiasıyla ortaya çıkan ve son yıllarda artan ilgi gören bir yaklaşım olup bu çalışmada ilk kez bir EZKH problemi için düzenlenerek performansı incelenmiş ve yazında mevcut bulunan (daha önce) kabul görmüş araçlarla karşılaştırılmıştır.

Bu araştırmada Parçacık Akış Filtresi (PAF) tabanlı bir EZKH yapısını literatürde ilk kez ortaya koymak, bunun için PAF yaklaşımının matematik temellerine ve algoritmasına yer vererek bu filtrenin belirsizlik altında tahmin adımlarında kullanıldığı bir EZKH yapısı oluşturmak ve bunlara ait bir otonom kara aracı modeli içeren benzetimleri gerçekleştirmek, performans değerlendirmesi kapsamında PAF tabanlı bir EZKH yapısında filtre gözlenebilirlik ve tutarlılığını incelemek, geliştirilen filtrenin paralelleştirilmiş/hızlandırılmış modellerini ortaya koyarak benzetimlerini gerçekleştirmek, hava platformları için filtrenin uyarlamalarını gerçekleştirerek PAF (uçak üzeri) U-EZKH yapısını tanımlamak, Parçacık Akış Filtresi (PAF) tabanlı EZKH yapılarını mevcut yöntemlerle karşılaştırmak amacıyla tüm filtre yapılarının benzetimler ile analizlerini yapmak ve sonuçlarını tartışmak temel amaçlar olarak belirlenmiştir.

1.2 Literatür Araştırması

Eş Zamanlı Konumlama ve Haritalama ya da SLAM yaklaşımı ilk olarak Smith and Cheesman [1] tarafından ortaya atılmış ve Dissanayake, Durrant-Whyte, Bailey [2] tarafından detaylandırılmış olup Bailey ve Whyte tarafından [3,4] ayrıca geliştirilmiştir. Diğer çalışmalarda, Kalman filtresi-tabanlı SLAM yapısında kısmi gözlenebilirlik etkisi [5-7], kararlılık [8] ve tutarlılık problemleri [9,10] incelenerek SLAM problemine çözümler önerilmiştir.

Bu kapsamda karasal (robot, AGV) platformlardaki (klasik) SLAM dışında, uçak üzeri (Airborne SLAM ya da A-SLAM) ve sualtı (underwater) SLAM uygulamalarına [11-13] rastlamak mümkün olmuş ve tüm bu çalışmalarda otonom navigasyon için en doğru konumun belirlenmesinin yanında [14], en doğru ortam haritaların oluşturulması da oldukça önemli olmuştur.

SLAM araştırmacıları genişletilmiş (Extended Kalman Filter -EKF) ve dağıtılmış Kalman filtresi (Unscented Kalman Filter-UKF) gibi parametrik filtre yaklaşımları yanında parçacık filtresi (Particle Filter-PF) ve daha iyi performans hedefleyen türevi non-parametrik methodlar [15-22] ya da görüntü işleme temelli yöntemler de kullanmışlardır [23-29]. Bunlardan J.Welle ve arkadaşları (2010) robot platformlarında parçacık filtresi tabanlı SLAM yapısı gerçekleştirmişlerdir [29]. Bu çalışmalarında haritalamayı Pioneer P3-AT robot üzerinde 3D laser scanner ve parçacık tabanlı SLAM yöntemleri kullanarak gerçekleştirmişlerdir. Bunun yanısıra tahmin yaklaşımları için performansı artırılmış, hızlandırılmış- paralelleştirilmiş filtre yapıları da sunulmuştur [30-32].

SLAM tahmin yöntemleri çevre ve araç tipine göre farklılık göstermekle birlikte ilk SLAM çalışmaları daha az boyut içeren, daha az kompleks kara araçları ve insansı robotlarda [33] gerçekleştirilmiş olup daha sonra filtre yapısı sayesinde daha az hata üreten yaklaşımlar deniz [34] ve hava platformlarına [35-40] uygulanmaya başlanmış ve bu kapsamda Oğuz ve Temeltaş (2013) benzetim ortamında İHA'lar için bir genişletilmiş kalman filtresi tabanlı SLAM yapısını oluşturmuşlardır. Ayrıca ilk kez bu yapıdaki filtre tutarsızlık problemini istatistik ve benzetim sonuçları ile ortaya koymuşlar ve filtre kaynaklı tutarsızlık probleminin çözümünü tartışmaya açmışlardır [41].

Özellikle barajlar, limanlar ve diğer su platformları gibi kısmen yapılandırılmış ortamlarda bulunan otonom (özerk) ve genel itibariyle dikey/düzlemsel olan su altı araçları (AUV-Autonomous Underwater Vehicle) için tasarlanan navigasyon sistemleri kapsamında genel olarak mekanik tarama sağlayan görüntüleme sonarları kullanılmaktadır. Bu konudaki çalışmalar kapsamında, Ribas ve arkadaşları tarafından sonar veri akışından line-features (satır özellikleri) ve belirsizliklerini çıkarmak için sağlam (robust) bir algoritma geliştirilmiş olup elde edilen bilgiler, bir genişletilmiş Kalman filtresi tabanlı bir SLAM algoritmasına dahil edilmiştir. Eşzamanlı olarak, AUV'nin konum tahmini, araç hareketinin akustik görüntülerde

ürettiği bozulmaları düzeltmek için özellik çıkarma algoritmasına iletilmiş ve bir dizi yerel harita oluşturmak, ardından ise soncul (posterior) olarak tam küresel haritayı oluşturmak için sunulan bir prosedür hazırlamış ve bu kapsamda başarılı deneysel çalışmalar gerçekleştirmişlerdir [42].

İlk dönemlerde, filtre gözlenebilirliği, kararlılığı ve tutarlılığı yaygın diğer araştırma konuları [43-51] olarak göze çarpmakla birlikte bu kapsamda Julier ve Uhlman (2001) robot ve işaretçi konumlarının tekrarlı ölçülmesi ile tahmini robot konum hatasının küçüldüğünü görmüş [52], Castellanos ve arkadaşları (2004) kalman tabanlı SLAM yöntemlerinde filtrenin lineerleştirme hatalarından dolayı tutarsızlaştığını ortaya koymuş [53], Huang ve Disanayake (2007) ise tutarlı bir tahmin için filtre jakobiyeninin full rank olması gerektiğini gözlemlemişlerdir [54]. Huang ve arkadaşları (2010) ise kara araçları için oluşturulan genişletilmiş kalman filtresi tabanlı SLAM yapısının tutarlılığını artırmak için gözlenemeyen alt uzayların filtre üzerindeki bozucu etkisini azaltmak amacıyla lagrange polinomları yöntemi ile jakobiyen matrisleri optimize etmiş ve gözlenebilirliği kısıtlanarak tutarlılığı artırılmış SLAM yapısı oluşturmuşlardır [55].

İnsansız araçlarda (kara ve hava ortamlarında) konum belirlemek için kamera, lazer, ultrasonik, RADAR, LİDAR gibi farklı sensör tipleri kullanılmakta ve bu algılayıcıların performansı yöngüdümün başarımını da etkilemekte olup Hesch ve arkadaşları (2012) mini İHA için oluşturulan SLAM yapısında kamera ve INS verisi kullanmıştır [56]. Yang (2012) robotlar için Parçacık Filtre tabanlı SLAM mimarisini ultrasonik sensör kullanarak tasarlamıştır [57]. Yang ayrıca harita oluşturma sırasında (işaretçi yoğunluğunu limitleyen bir sistem modeli ile) nesnel harita doğrulama tekniği önermiş ve algoritmanın doğruluğunun arttığı ve matematiksel işlem yükünün azaldığını sonuçlarla ortaya koymuştur.

Bunlar dışında, yazında/literatürde (alt) haritalama ve döngü kapama problemleri üzerindeki çalışmalara da rastlamak mümkündür [58-67].

Gerçek zamanlı EZKH çalışmaları kapsamında [68-70] Yoona ve arkadaşları (2013) insansı bir robot için üç boyutlu konumlandırma yaparken, çoklu sensör kullanımı ile çoklu araç ve sistemlerin navigasyonu üzerinde EZKH çalışmaları da sunulmuştur [71-80]. Bu tür çalışmalarda tahmin yaklaşımları kadar çoklu araç sistemlerinin filo/formasyon görev icra başarısı da önemli olmaktadır.

Bu arařtırmalarla birlikte Eř Zamanlı Konumlama ve Haritalama metodlarının performanslarını tarayan ya da bu yöntemleri karşılařtıran alıřmalar son yıllarda görölmeye başlanmıřtır [81-85]. Qu ve arkadaşları (2011) ile Namiski ve arkadaşları (2013) EZKH alıřmaları üzerine tarama ve analizler yapmıř Monjaze ve arkadaşları (2011) EKF ve Fast SLAM performanslarını karşılařtırmıř [86], Rigatos (2010) ise otonom navigasyonda kalman filtresi ve paracık filtresi yaklařımlarını teknik ve maliyet etkinlik aısından karşılařtırmıřtır [87].

Paracık akıř filtresi yaklařımı ise ilk olarak Daum-Huang tarafından ortaya konulmuřtur [88-90]. Ding ve Coates (2012) bu yaklařımın uygulamasını yaparken [91], Jilkov ve arkadaşları (2013) paralel alıřtırılan paracık filtresi ile paracık akıř filtresi performanslarını karşılařtırmıřlardır [92,93]. Ancak bu filtre yapılarının EZKH problemine uyarlanması henüz literatürde görölmemiř olup bu alıřma bir ilk niteliğinde olacaktır.

1.3 alıřmanın Katkıları

Bu alıřma literatürde ilk kez Paracık Akıř Filtresi Tabanlı Eř Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (PAF-EZKH) yöntemi ortaya koymak amacındadır. Önerilen yöntemin insansız kara ve hava sistemlerinde uygulanabilirlięi arařtırılacaktır. Bu alıřma ile yine ilk defa PAF filtresinin tutarlılıęı analiz edilecek ve varsa filtre tutarsızlıęı belirtileri ile ortaya konularak sebepleri belirlenecektir. Paracık Akıř Filtresi ile birlikte literatürde bahsi geen yöntemler birer insansız kara ve hava platformu üzerinde benzetim testlerine tabi tutularak (ardından gelecek alıřmalarda off-line gerek zamanlı/real-time) sonuçları deęerlendirilecektir.

Bu doktora tezinin katkıları kapsamı ierisinde; giriř bölümünden sonra, insansız sistemlerin modellenmesi ve benzetimi bařlıęında koordinat sistemleri, kinematik modeller, algılayıcı modelleri, ardından belirsizlik altında tahmin araları olarak filtreler ve Eř Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama filtreleri olarak Kalman ve paracık filtre yapıları incelenmiřtir.

alıřmanın ana katkısı olarak Paracık Akıř Filtresi (PAF), matematik yapısı ile verilmiř ve filtrenin EZKH Uygulamaları PAF Tabanlı Eř Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama bařlıęıyla anlatılmıřtır. Beřinci bölümde benzetim alıřmaları senaryo ayrıntıları ve farklı ara tipleri iin anlatılarak önerilen tahmin

filtresi performansı diğer filtrelerle karşılaştırılarak verilmiştir. Bu kapsamda paralelleştirilmiş versiyonları da dahil olmak üzere filtrelerin genel olarak değerlendirebileceği bir tablo son bölümlerde sunulmuştur.

Gelecek çalışmalar arasında değerlendirilen deneysel çalışmalar, detaylı iyileştirilmiş/hızlandırılmış PAF tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama çalışmaları gibi önerilerin ayrıntılarına diğer bölümlerde yer verilmiştir. Parçacık Akış Filtresi tutarlılık analizleri de ilgili bölümler içinde hazırlanarak sebep analizi gerçekleştirilmiştir.

Araştırma sonunda sağlanan katkılar ayrıntılı olarak ise şöyle sıralanabilir;

1. Bir AGV kinematik modelinden hareketle parçacık filtresi algoritmasının türetilmesi ve böylece bir parçacık filtresi tabanlı SLAM yapısının oluşturulması,
2. Oluşturulan PF-SLAM algoritmasının MATLAB simulink ortamında test edilmesi,
3. Sonuçların EKF/UKF tabanlı SLAM benzetim sonuçlarıyla karşılaştırılması,

Ayrıca;

4. AGV kinematik modelinden hareketle literatürde henüz bulunmayan PAF-EZKH (PFF-SLAM) ve yapısını ortaya koymak,
5. PFF-SLAM yapısını MATLAB simulink ortamında test etmek,
6. PFF-SLAM sonuçlarını EKF/UKF tabanlı SLAM ve PF-SLAM benzetim sonuçlarıyla karşılaştırmak,

İnsansız hava sistemleri kapsamında ise;

7. Bir İHA/AUV kinematik modelinden hareketle parçacık filtre algoritmasının türetilmesi, ve böylece bir parçacık filtresi tabanlı A-SLAM (Airborne SLAM) yapısının oluşturulması,
8. Oluşturulan PF A-SLAM algoritmasının MATLAB simulink ortamında test edilmesi,
9. Sonuçların EKF/UKF tabanlı A-SLAM benzetim sonuçlarıyla karşılaştırılması,

Hedeflenen asıl katkı olarak A-SLAM problemine uyarlanmış Parçacık Akış Filtresi tabanlı yeni bir filtre matematik modeli ortaya koymak amacıyla ise;

10. İHA kinematik modelinden hareketle literatürde henüz bulunmayan PAF U-EZKH (PFF A-SLAM) yapısını ortaya koymak,

11. Oluşturulan PFF A-SLAM yapısını MATLAB simulink ortamında test etmek,

12. PFF A-SLAM sonuçlarını EKF/UKF tabanlı A-SLAM ve PF A-SLAM benzetim sonuçlarıyla karşılaştırmak,

Bütün bunlarla birlikte, kara ve hava ortamlarında tüm filtre türleri ile genel bir karşılaştırma imkanı sağlanmakta olup bu çalışmanın ana katkısı ise henüz literatürde bulunmayan PAF tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama PAF-SLAM ve PAF tabanlı Uçak-üzeri Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (PAF A-SLAM) yapılarıdır.



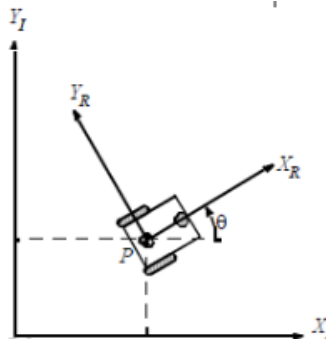
2. OTONOM SİSTEMLERİN MODELLENMESİ VE BENZETİMİ

2.1 Giriş

Genel olarak otonom sistemler adını verdiğimiz platformlar operatörsüz araçlar olup amaçlarına göre kara, deniz ya da hava ortamlarında kullanılabilir. θ

Çoğunluğu itibarıyla araç, yük (payload), haberleşme-data-link, komuta-kontrol gibi bileşenlerden oluşan bu sistemler gerçek (real-time) uygulamalarda kullanım yerine göre ve imkanlar dahilinde farklı konfigürasyonlara sahip olmakla birlikte temel olarak hareket ve algılayıcı birimleri içerir ve bu üniteler pahalı-ucuz, kusursuz ya da yapısında hata barındıran sistemler olabilir, bu durum ise (araç bileşenlerinin kalitesi) İS görev performansını etkileyen unsurlardan olmaktadır. Genellikle EZKH yöntemleri ile ilgili yapılan uygulama çalışmalarında özellikle algılayıcıların sağladığı değerlerin doğruluğu büyük önem taşır ve sorunlarla karşılaşmamak için pahalı sensör sistemleri kullanılır. Bununla birlikte benzetim ortamlarında bu iki bileşenin doğru modellenmesi önemlidir.

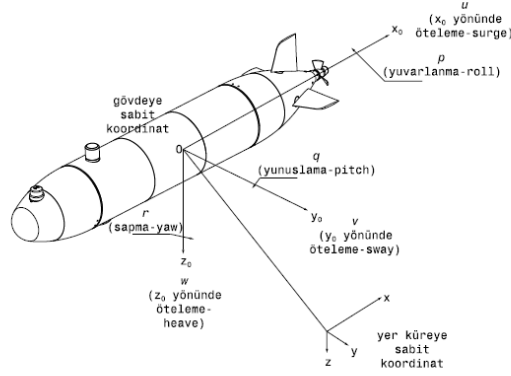
Kara platformlarının iki eksenli sistemde noktasal olarak modellenmesi için Şekil 2.1'deki gibi iki eksendeki konumu ve yönelme açısı yeterli olabilecekken deniz ve hava araçları (döner ya da sabit kanatlı) altı dereceli serbestlik seviyesinde hareket eden ve çeşitli boyutlarda olabilen araçlar olarak kabul edilmektedir.



Şekil 2.1 : İnsansız Kara Aracı Hareket Eksenleri ve Kinematik Parametreleri.

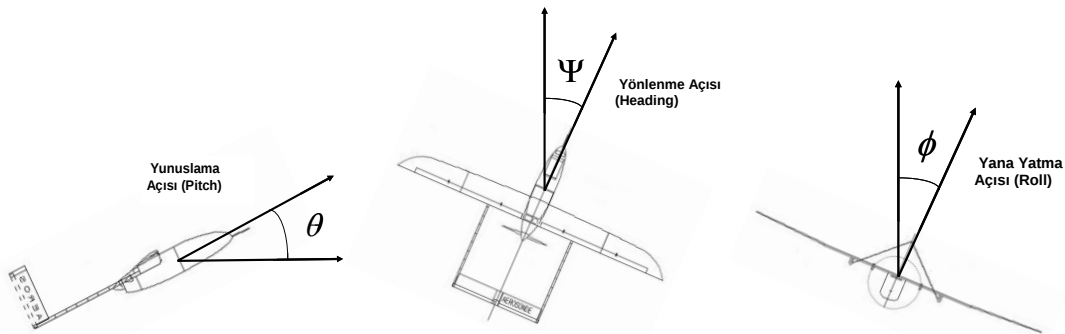
Su ortamında (altında) hareket eden araçlar ise aynen hava araçları gibi üç boyutlu uzayda altı serbest değişkenli olarak tanımlanabilmekte olup bunlar Şekil 2.2'de görüldüğü gibi hava sistemlerindeki yuvarlanma (roll) , sapma (yaw) , yunuslama

(pitch) bileşenlerine ilave olarak ileri/geri öteleme (surge), sağa/sola öteleme (sway), aşağı/yukarı öteleme (heave) ile ifade edilebilmektedir. Bu araçlarda seyir esnasında bazı kuvvetlerin gövdedeki ağırlık merkezini baz alan koordinat sisteminde (bodyfixed), bazı kuvvetlerin ise yerküreye sabitlenmiş koordinat sisteminde (earth-fixed) ifade edilebiliyor olması, hareket denklemlerinin türetilmesinde bu iki koordinat sistemi arasında sürekli ileri-geri dönüşümleri zorunlu kılmaktadır [94].



Şekil 2.2 : İnsansız Sualtı Aracı Hareket Eksenleri ve Koordinat Sistemleri [94].

Bu sebeple hangi ortam olursa olsun araç sistemlerinde farklı eksen tanımlarına ihtiyaç vardır. Bir hava platformu için eksenlerden birini yöngü düzlemi ve diğerini de uçağa bağlı gövde düzlemi olarak düşünülürse Euler açıları (θ , ϕ ve ψ ile gösterilir ve sırasıyla yunuslama, yana yatma ve yönlenme açılarını temsil eder) dönüşümü vasıtası ile iki düzlemin birbirine göre tarifi yapılabilir. (Şekil 2.3)



Şekil 2.3 : İnsansız Hava Aracı (Araç Düzlemi) Açısı Sistemi:
(a) Yunuslama Açısı, (b) Yönlenme Açısı, (c) Yana Yatma Açısı[41].

Genel olarak İS'lerin modellenmesinin de buna esaslara göre yapılması ve tanımlanmasına ihtiyaç vardır. Bu amaçla bu bölümde öncelikle insansız aracın konumunun nasıl tanımlandığı, sonrasında koordinat sistemleri ile araç ve sensörlerin modellenmesi incelenecektir.

2.2 Koordinat Sistemleri ve Dönüşümler

İnsansız (otonom) araçlarda istenilen hareket denklemlerinin elde edilebilmesini sağlayan açı dönüşümleri için çeşitli koordinat sistemi tanımları yapılabilmekle beraber bu sistemlerde referans coğrafi koordinat sistemi, dünya merkezli sabit düzlem yanında genel olarak atalet, yöngüdüm, araç, sensör (düzlemi) gibi düzlemler tanımlanmaktadır. Bu çalışma süresince değinilen sistemlerden; coğrafi koordinat sistemi; her bir noktadan geçen enlem çizgisinin başlangıç enlemden (ekvator) derece cinsinden uzaklığını ifade eden “enlem” ve aynı noktadan geçen boylam çizgisinin başlangıç boylam (Greenwich) çizgisinden açı cinsinden uzaklığını ifade eden “boylam” olarak ifade edilmesidir [41].

Dünya merkezli sabit düzlem ise dünya merkezine sabit kabul edilen ve z eksenini dünya dönüş eksenini, x eksenini ise Greenwich meridyeni ile ekvator çizgisinin kesiştiği noktadan geçen, y eksenini ise sağ el kuralına göre belirlenen düzlem olup atalet düzlemi ile aynı değildir. Atalet düzlemi dünyayı merkez alan ve orijini dünya merkezinde bulunan, dönmediği ve ivmelenmediği varsayılan koordinat sistemidir. Atalet düzlemi (D_I) ile Dünya merkezli sabit düzlem Z eksenlerinde çakışık olmakla beraber x ve y eksenleri dünyanın dönüş hızı ile ($7,292115 \times 10^{-5}$ rad/sn) birbirleri üzerinde hareket ettiği kabul edilen düzlemlerdir [41].

Yöngüdüm düzlemi (D_N) ise genel olarak dünya üzerinde belirlenen bir noktayı merkez kabul eden, x eksenini doğu, y eksenini kuzey ve z eksenini dünya merkezine doğru olan eksen takımını ifade eden, böylece orijini seyir sistemi üzerinde tanımlanan ve dünya üzerinde sabit olarak durduğu kabul edilen bir sistemdir. Bu düzlemde aracın hareketi sabit bir noktaya göre takip edilebilmektedir. İnsansız araç koordinat sistemi diyebileceğimiz gövde düzleminde (D_b) ise merkez İS'in ağırlık merkezi olup x yönü aracın burnundan dışarı, y yönü eksenini kanattan dışarı, z yönü ise gövde ortasından dışarı (aşağı) olacak şekilde tanımlanır ve gövde düzlemi merkezi araç ağırlık merkezinde olacak şekilde hareket devam eder. Bu düzlemin kullanılmasında amaç, araç merkezine göre hedef, işaretçi nesne gibi ihtiyaç duyulan

tanımlamaların yapılabilmesi, araç üzerinde oluşan hareket ve dönüşlerin ölçülebilmesidir. Bunlara ilave olarak tanımlanabilecek sensör düzleminde (aracın özelliğine göre örneğin İHA üzerinde) gövdeden 90 derece açıyla sabit olarak yere bakan, x eksenini aşağı doğru, y eksenini hava aracının kanat yönü ve z eksenini de aracın burnu olacak şekilde kameranın kullanıldığı varsayılarak elde edilen görüntü kalite ve işleminde kolaylık sağlanacaktır [41].

İnsansız araç sistemlerinde farklı eksen ve koordinat sistemlerindeki bir hareketin diğer eksen ve sistemlerdeki etkisi açısından dönüşümler önem arz eder. Örnek olarak bir hava aracı tarafından yöngüdü düzleminde z eksenini etrafındaki ψ açısıyla yapılan yönelme (heading) yeni bir D_1 düzlemi, bu düzlemde y eksenini etrafındaki ϕ açısıyla yapılan yatma (roll) yeni bir D_2 düzlemi tanımlar ve burada x eksenini etrafındaki θ açısıyla yapılan yunuslama (pitch) hareketinin gövde düzlemine aktarılması (3 dönüşümün matris çarpımı) ile iki düzlem arasında bir T_N^B dönüşüm bağı ifade edilmiş olur. Bu matrisin tersi ise gövde düzleminde yöngüdü düzlemine bir dönüşüm sağlar [41].

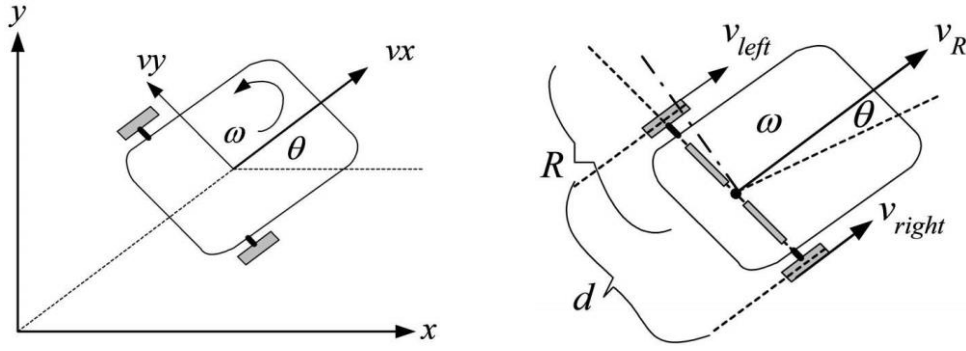
2.3 Otonom (İnsansız) Sistemlerde Kinematik Yapı

Bu bölümde araştırma benzetimlerinde kullanılan insansız sistemleri temsil eden sabit kanatlı bir insansız hava aracı ve iki tekerlekten tahrik edilen diferansiyel sürürlü bir mobil robotun kinematik modelleri verilecektir.

2.3.1 İnsansız kara araçlarında kinematik model

Araç modeli EZKH problemi için önem teşkil etmekte olup bu çalışmada diferansiyel sürücü sistemli mobil iki tekerlekli bir robot kullanılmış ve denklemleri araç kinematiği açısından ele alınmıştır. Aracın konumu Şekil 2.4'de [95] gösterildiği gibi robot üzerinde hareket merkezi ve platform ağırlık merkezi aynı noktada olan bir düzlemde 3 serbestlik dereceli (x,y,θ) koordinatları ile tanımlanır.

Açısal (dönüş) hızı ω ve her iki yönde doğrusal hızları veya teğetsel hızları V_x, V_y olarak tanımlanabilir. Birbirine bağlı olan araç tekerlekleri diferansiyel sürücü robot hareketine katkıda bulunmakla birlikte robot geometrisi ile beraber hareket kısıtlamalarını tayin ederler.

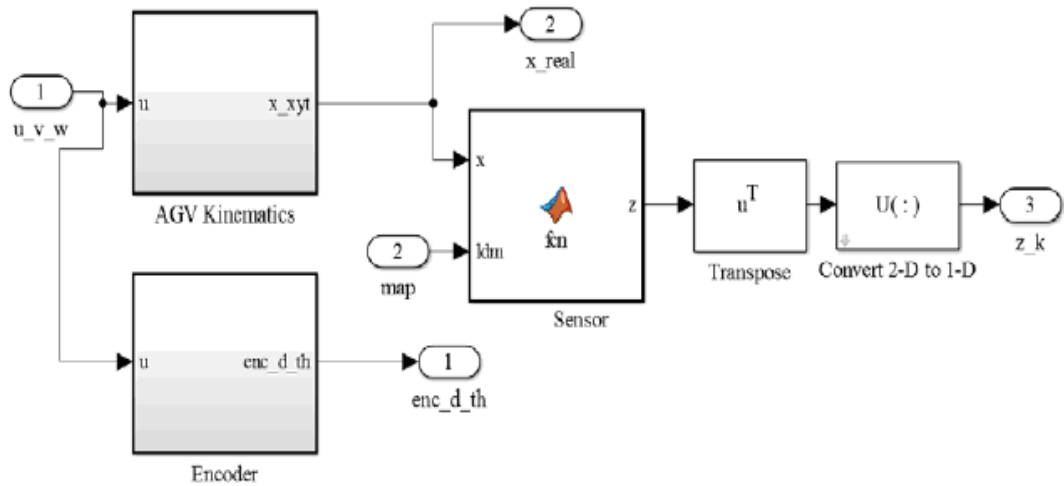


Şekil 2.4 : Robot yapısı ve ilgili parametreler ($V_{\text{right/left}} = \text{radius}_{\text{wheel}} * \omega_{\text{right/left}}$).

Burada robota ait kontrol girdisi anlık hız (V) ve tekerleğe uygulanan anlık dönme açısı (φ) olup araç modeli doğrusal ve difransiyel denklemler tarafından belirlenen pozisyon ve yönelim bilgisi içermektedir. Bu çalışmada kullanılan hareket (kinematik) denklemleri ise kartezyen sistemdeki iki tekerli bir araç için şöyle kabul edilmiştir ;

$$\begin{bmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \\ \theta(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(t) + V(t)\Delta t \cos \theta(t) \\ y(t) + V(t)\Delta t \sin \theta(t) \\ \theta(t) + V(t)\Delta t \tan \varphi(t) / R \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

İnsansız Kara Sistemleri (İKS) benzetimlerinde araç bloğunun temsil ettiği alt bileşenler ise Şekil 2.5’de verildiği gibidir.



Şekil 2.5 : İKS Araç Modeli Blok Gösterimi.

İKS için araç koordinat (gövde) sisteminden yöngüdüm düzlemine dönüşüm sağlayan aşağıdaki T_0 matrisi kullanılmıştır:

$$T_0 = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

2.3.2 İnsansız hava araçlarında kinematik model

İnsansız Hava Sistemlerinde (İHS) araç modellemek için çeşitli yaklaşımlar kullanılmakla beraber en genel olarak aracın x,y,z konum bilgilerine ilave olarak Euler açılarıyla (θ , ϕ ve ψ) ifade edilen yönelim bilgilerini içermesi kabul görmektedir. Bu çalışmada bunlardan başka açısal hızlar da araç modeline dahil edilmiştir. Burada kritik olarak gövde düzleminde oluşan hareketlerin yöngüdüm düzlemine aktarılması işlemi gerçekleştirilir. Hava aracının gövde düzlemindeki yönsel ivmeleri ($\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}$) ve açısal hızları yöngüdüm düzlemine aktararak, hava aracının yöngüdüm düzlemindeki konumunun hesaplanmasıyla ortaya çıkan kinematik eşitlikler (2.2 ve 2.3) numaralı denklemlerle ifade edilir [41]:

$$\begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \Psi & \cos \Psi \sin \theta \sin \phi - \cos \phi \sin \Psi & \cos \Psi \sin \theta \cos \phi + \sin \phi \sin \Psi \\ \cos \theta \sin \Psi & \cos \phi \cos \Psi + \sin \theta \sin \phi \sin \Psi & -\sin \phi \cos \Psi + \sin \theta \cos \phi \sin \Psi \\ -\sin \theta & \cos \theta \sin \phi & \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Burada $[u,v,w]$ gövde düzleminde oluşan ilgili yönsel ivmeleri, aşağıdaki ifade ile verilen $[p,q,r]$ ise gövde düzleminde oluşan açısal hızları temsil etmektedir.

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\Psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi \sec \theta & \cos \phi \sec \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Sürtünme (drag), itki kuvveti (thrust), yük faktörü (lift/weight), toplam kütle ağırlığı ve yer çekimi ivmesi gibi değişkenleri içeren dinamik modelden farklı olarak tanımlanan kinematik denklemlerin elde edilmesinde araç koordinat (gövde) sisteminden yöngüdüm düzlemine dönüşüm sağlayan aşağıdaki matrisler kullanılmıştır [41]:

$$T_1 = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & \sin(\psi) & 0 \\ -\sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad T_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\phi) & \sin(\phi) \\ 0 & -\sin(\phi) & \cos(\phi) \end{bmatrix}$$

$$T_3 = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & -\sin(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

2.4 Otonom (İnsansız) Sistemlerde Sensör Modelleri

Sensör (algılayıcı, duyurga...) sistemleri diğer platformlarda olduğu gibi insansız otonom yapılarda da çevre ortamlardan lendumark (işaret, nirengi..) gibi belirteçlere ait bilgi toplamak amacıyla kullanılmakta olup farklı özellik, kalite ve (uygulamalar için) maliyetlerde olabilmekte ve iç-dış mekan kullanımlarına göre (indoor-outdoor), temas (bumper-contact) ve (proximity) yakınlık durumlarına göre (radar, lidar, sonar... vs), görüntü (kamera) ya da uydu (GPS) veya ataletsel (accelerometre, gyro, compass, inclinometre...vs) temellilik gibi sınıflara göre değerlendirilmeleri mümkündür.

EZKH araştırmalarının benzetim sahfasında insansız araçların kinematik modelleri ile birlikte tahmin algoritmalarında işaretçi (lendumark) konumlarına ait bilgilerin işlenmesinde ve bunun yanında (eğer benzetimle oluşturuluyorsa) gözlemlere ait veri setlerinin gerçeğe yakın olması için sensörlerin modellerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu amaçla İHS'lerinde genel olarak kamera ve (SAR-yapay açıklık gibi) radar türlerine ait modeller kullanılmakla birlikte kontrol girdisine bağlı bir sonraki konum belirleme ve doğrulamalarında (INS, IMU, GPS gibi) ataletsel dahili ünitelerin modellerine de ihtiyaç duyulabilir. Bununla birlikte genel olarak İKS'lerinde kamera ve (ultrasonik ve LIDAR gibi) radar modelleri, İDS'lerde ise özellikle sualtı ortamlarda ışık, işaretçi ve doğal şartlardaki farklılıklar nedeniyle sonar algılayıcı modelleri kabul görmektedir. Gerçek zamanlı uygulamalarda sistem üzerindeki algılayıcıların kalitesi, fiyat (high/low cost), sayı/adet ve konumları (diğer olasılık yoğunluk tahmincilerinde olduğu gibi) EZKH bünyesindeki belirsizlik altında tahmin

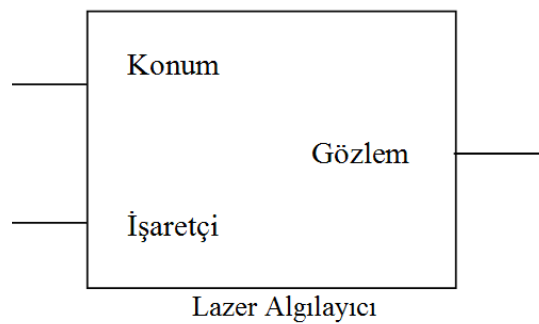
performanslarına da etki etmekle beraber bu araştırmada kullanılan (aynı özellik ve konumdaki) sensör modelleri aşağıda sıralanmıştır.

2.4.1 İnsansız kara araçlarında sensör modelleri

Genel olarak otonom karasal araçlar üzerinde işaretçi nesnelerin tespitinde kullanılan sensörler LIDAR (laser), RADAR, ultrasonik ya da kameradır. En çok kullanılan lazer algılayıcılar aynı anda 500-1000'e kadar ölçüm yaparak robotun kendi konumunu gerçek konumuna daha da yaklaştırır ve ortam haritasını maksimum düzeyde çıkarır. Diğer türlerinde üstünlükleri ve öncelikli tercih yerleri var olup ayrıntılı bilgi 7.Bölümde sunulmuştur. Algılayıcılarda işaretçi nesnelerin konumunun tespitinde görüntü işleme teknikleri de kullanılabilmekte olup bu çalışmada aracın o anki konumuna göre lazer sensörünün görüntü alanının içine giren işaretçi nesnelerin konumlarını uzaklık (x-range, y-range) olarak belirleyen bir kod dizisi ile sensör modeli oluşturulmuştur.

$$\begin{bmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(t) \sin \theta(t) - y(t) \cos \theta(t) \\ y(t) \sin \theta(t) - x(t) \cos \theta(t) \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Bu şekilde EZKH uygulamasında kullanılacak $z(k)$ gözlem modeline uygun veri setleri elde edilmiştir. Sensör modelinin blok gösterimi ise Şekil 2.6'da verilmiştir. Araştırma süresince İKS'ler için kullanılan ölçüm denklemleri yukarıda denklem (2.6) ile verildiği gibidir.



Şekil 2.6 : İKS Sensör Blok Modeli.

2.4.2 İnsansız hava araçlarında sensör modelleri

İHS'lerinde işaretçi nesnelerin (nirengi ya da lendumark) tespitinde kullanılan algılayıcılar genel olarak kamera, radarlar ve özellikle SAR'dır (Yapay Açıklıklı

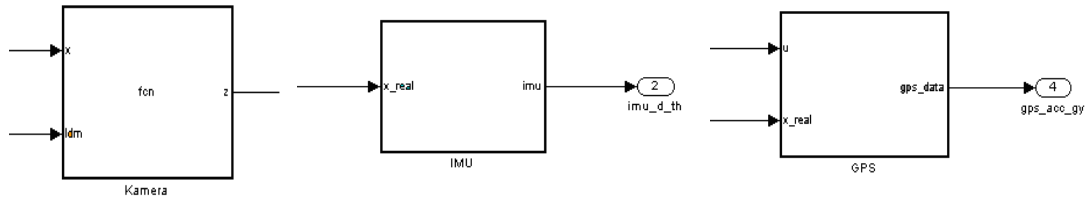
Radar - Sythetic Aperture Radar). SAR ile kamera yapıları kesit/kaplama alanları ve ölçüm hassasiyetleri noktalarında farklılık arz eder. SAR sensörleri, kameralara göre ölçüm sırasında ürettikleri gürültü miktarları, sistemlerin doğruluğu ile daha hassas konum belirlemesi yapılabilmektedir. Bu çalışmadaki İHS benzetimlerinde sensör olarak Şekil 2.7’de verilen kamera modeli tercih edilmiş olup kullanılan kamera ölçüm denklemleri aşağıdaki denklem (2.7) ile verildiği gibidir.

$$z(k) = [\rho \ \varphi \ \vartheta]^T$$

$$= \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \\ \tan^{-1}(y/x) \\ \tan^{-1}(z/\sqrt{x^2 + y^2}) \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

2.5 İS’lerin Benzetiminde Kullanılan Diğer Modeller (INS/IMU/GPS/Enkoder)

Çalışmada yukarıda geçenler dışında çeşitli amaçlarla başka ölçüm modelleri de kullanılmıştır. İHS’lerinde kullanılanlar; INS, IMU, GPS’dir. Burada temel motivasyon GNSS araçlarına erişim olmadığını varsayımına dayanmasına rağmen (gerçek uygulamalarda olduğu gibi) benzetim çalışmalarında GPS modeli hava aracının gerçek konumu ile EZKH’den elde edilen konumunun (hata miktarının) karşılaştırması amacıyla kullanılmaktadır. Şekil 2.7’de benzetim blok hali görülen GPS modellemesinde İHA modelinden elde edilen konum verileri üzerine (gerçek duruma yakınlaştırmak amacıyla) gürültü eklenerek stokastik olarak (GPS) konum bilgisi üretilir [41].

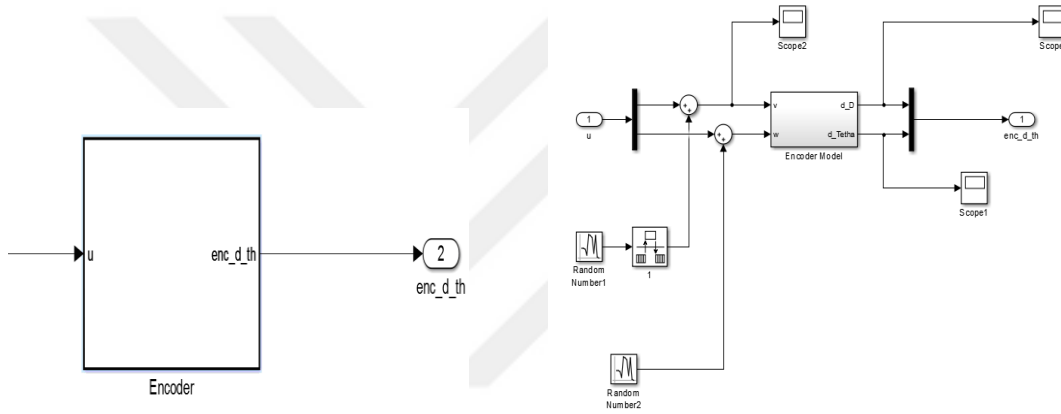


Şekil 2.7 : İHS Benzetim ortamında (a) IMU, (b) GPS ve (c) Kamera Modelleri.

Benzetim ortamında İHS üzerinde bulunan gyro ve akselometrelerin ürettiği veriler ile IMU modellemesinde, insansız araç modelinden elde edilen 6 serbestlik derecesine ait değerleri stokastik hale getirmek için rassal gürültü eklenerek türevleri alınmıştır. Bu verilerin EZKH uygulamasında kullanılması hedeflenmiştir. Gerçek uçuşta uçağa verilen girdiler (kontrol komutları) sonucunda uçak konumunda olan

değişiklikler IMU yardımıyla hesaplandığından benzetim sırasında da bu yöntem kullanılacaktır. Simülasyonlarda kullanılan IMU blok gösterimi Şekil 2.7’de verilmiştir [41].

Bunlardan başka İKS’lerinde kullanılan diğer destek (ölçüm) modeli ise Şekil 2.8’de verilen ve AGV üzerinde mile yerleştirilmiş, mekanik bağlantısı ön tekerleğe göre yatay eksende eş merkezli olarak yapılan bir adet optik kodlayıcı (encoder) ile alınan yol miktarı hesaplandığı kabul edilen bir (algılayıcı) yapıdır. Burada (kontrol girdilerinin işlenmesine yardımcı olarak kullanılan IMU dışında) optik kodlayıcı (sensörü) aracının gerçek konumu ile EZKH’den elde edilen konumunun (hata miktarının) karşılaştırması amacıyla kullanılmaktadır.



Şekil 2.8 : İKS Benzetim ortamında Optik Kodlayıcı Modeli:
(a) Blok, (b) Açık Gösterim.

2.6 Durum Uzak Gösterimleri ve Açık Formüller

Bu bölümde genel olarak durum uzak gösterimleri ve özellikle GKF yapısında kullanılan ancak PAF yapısında GKF/DKF paralel işleyen bloğundan gelen kovaryans değerleri için kullanılan bir kısım jakobiye matrislerin açık formülleri sunulacaktır. İKS için yukarıdaki eşitliklerde kullanılan ve kinematik denklemden elde edilmiş pozisyon ve açı değerlerinden oluşan ayrıntılı durum uzak modeli ve gözlem jakobiye ifadesi şöyle olur;

$$f_{AGV} = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix}, \nabla Hx = \frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial x} \frac{\partial r}{\partial y} \frac{\partial r}{\partial \theta} \\ \frac{\partial \theta}{\partial x} \frac{\partial \theta}{\partial y} \frac{\partial \theta}{\partial \theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{x-x(k)}{r} \frac{y-y(k)}{r} 0 \\ \frac{y-y(k)}{r^2} \frac{x-x(k)}{r^2} -1 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

İHS için yukarıdaki eşitliklerde kullanılan ve kinematik denkleminde elde edilmiş pozisyon (P), yönsel hız (V), euler açılarından (ψ) oluşan ayrıntılı durum uzay modeli ifadesi şöyle olur;

$$f_{UAV} = \begin{bmatrix} P^n(k) \\ V^n(k) \\ \Psi^n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P^n(k-1) + \Delta t * V^n(k-1) \\ V^n(k-1) + \Delta t * T_b^n(k-1) * f^b(k) \\ \Psi^n(k-1) + \Delta t * E_b^n(k-1) * w^b(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{P^n} \\ w_{V^n} \\ w_{\Psi^n} \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Burada T dönüşüm matrisi, E euler açıları değişim hızları, Δt zaman, indis olan n ve b ise sırasıyla navigasyon (yöngüdü) ve gövde (body) düzlemleri ifadeleridir. GKF yapısında lineerleştirme için kullanılan ve araç konum, hız, açılara göre kısmi türevlerinden oluşan $\Delta f_{UAV}(k)$ jakobiyen matrisi ve ayrıntılı ifadesi [41];

$$\Delta f_{UAV}(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial P^n(k)}{\partial P^n(k-1)} & \frac{\partial P^n(k)}{\partial V^n(k-1)} & \frac{\partial P^n(k)}{\partial \Psi^n(k-1)} \\ \frac{\partial V^n(k)}{\partial P^n(k-1)} & \frac{\partial V^n(k)}{\partial V^n(k-1)} & \frac{\partial V^n(k)}{\partial \Psi^n(k-1)} \\ \frac{\partial \Psi^n(k)}{\partial P^n(k-1)} & \frac{\partial \Psi^n(k)}{\partial V^n(k-1)} & \frac{\partial \Psi^n(k)}{\partial \Psi^n(k-1)} \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

$$\nabla f_{UAV} = F_{UAV} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_x^b(k))}{\partial \phi} & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_x^b(k))}{\partial \theta} & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_x^b(k))}{\partial \psi} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_y^b(k))}{\partial \phi} & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_y^b(k))}{\partial \theta} & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_y^b(k))}{\partial \psi} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_z^b(k))}{\partial \phi} & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_z^b(k))}{\partial \theta} & \Delta t \frac{\partial(T_b^n(k-1)f_z^b(k))}{\partial \psi} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 + \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\phi^b(k))}{\partial \phi} & \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\phi^b(k))}{\partial \theta} & \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\phi^b(k))}{\partial \psi} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\theta^b(k))}{\partial \phi} & 1 + \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\theta^b(k))}{\partial \theta} & \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\theta^b(k))}{\partial \psi} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\psi^b(k))}{\partial \phi} & \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\psi^b(k))}{\partial \theta} & 1 + \Delta t \frac{\partial(E_b^n(k-1)w_\psi^b(k))}{\partial \psi} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Lineer olmayan proses modelinin giriş değişkenlerine ait kısmi türevlerinden oluşan $\Delta f_w(k)$ jakobiyenini matrisel olarak ifade edersek [41];

$$\nabla f_w(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial P^n(k)}{\partial f^b(k-1)} & \frac{\partial P^n(k)}{\partial w^b(k-1)} \\ \frac{\partial V^n(k)}{\partial f^b(k-1)} & \frac{\partial V^n(k)}{\partial w^b(k-1)} \\ \frac{\partial \psi^n(k)}{\partial f^b(k-1)} & \frac{\partial \psi^n(k)}{\partial w^b(k-1)} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Sensörden alınan, işaretçi nesne sensör düzlemi konumunun yöngüdü düzlemine dönüşümü [41];

$$Z^n(k) = P^n + (T_b^n * L_b^n) + (T_b^n * T_s^b * z(k)) \quad (2.13)$$

şeklinde ifade edilir. Burada P^n yöngüdü düzlemi konum vektörü, Z^n yöngüdü düzlemi işaretçi nesne konum vektörü, L işaretçi nesne dönüşümüne karşılık gelir. Gözlem modeline ait jakobian matrisi $\nabla h(k)$, gözlem modelinin araç konum, yönsel hız ve euler açılarına göre kısmi türevlerinden oluşur. Gözlem modeli Jakobiyen matrisi [41];

$$\nabla h = H = \begin{bmatrix} \frac{\partial \rho(k)}{\partial P^n(k)} & \frac{\partial \rho(k)}{\partial V^n(k)} & \frac{\partial \rho(k)}{\partial \Psi^n(k)} \\ \frac{\partial \varphi(k)}{\partial P^n(k)} & \frac{\partial \varphi(k)}{\partial V^n(k)} & \frac{\partial \varphi(k)}{\partial \Psi^n(k)} \\ \frac{\partial \vartheta(k)}{\partial P^n(k)} & \frac{\partial \vartheta(k)}{\partial V^n(k)} & \frac{\partial \vartheta(k)}{\partial \Psi^n(k)} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

olarak ve gözlem modeli Jakobiyen matrisini daha açık bir ifade ile şöyle yazılır;

$$\nabla h = \begin{bmatrix} \frac{x_s}{\sqrt{x_s^2 + y_s^2 + z_s^2}} & \frac{y_s}{\sqrt{x_s^2 + y_s^2 + z_s^2}} & \frac{z_s}{\sqrt{x_s^2 + y_s^2 + z_s^2}} \\ \frac{-y_s}{x_s^2 + y_s^2} & \frac{x_s}{x_s^2 + y_s^2} & 0 \\ \frac{-x_s * z_s}{(x_s^2 + y_s^2 + z_s^2) * \sqrt{x_s^2 + y_s^2}} & \frac{-y_s * z_s}{(x_s^2 + y_s^2 + z_s^2) * \sqrt{x_s^2 + y_s^2}} & \frac{\sqrt{x_s^2 + y_s^2}}{x_s^2 + y_s^2 + z_s^2} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

$$* \begin{bmatrix} -(T_b^n * T_s^b)^T & 0_{3 \times 3} & \frac{\partial T_b^s * T_n^b * (L^n - P^n)}{\partial \Psi^n} & (T_b^n * T_s^b)^T \end{bmatrix}$$

Yöngüdü düzleminden sensör düzlemine dönüşümü veren alt matrisin Euler açılarına göre kısmi türev alınarak elde edilen Jakobiyen matrisi daha açık bir ifade ile yazılır ise [41];

$$\frac{\partial T_b^s * T_n^b * (L^n - P^n)}{\partial \Psi^n} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_s}{\partial \phi} & \frac{\partial x_s}{\partial \theta} & \frac{\partial x_s}{\partial \psi} \\ \frac{\partial y_s}{\partial \phi} & \frac{\partial y_s}{\partial \theta} & \frac{\partial y_s}{\partial \psi} \\ \frac{\partial z_s}{\partial \phi} & \frac{\partial z_s}{\partial \theta} & \frac{\partial z_s}{\partial \psi} \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

elde edilir. Matris formunda kapalı olarak ifade edilen türevler açık olarak yazabilir. Sensör düzlemi x değerinin Euler açılarına göre kısmi türevi ise şöyle olur;

$$\begin{aligned} \frac{\partial x_s}{\partial \phi} = & (\cos(\phi)\sin(\psi) - \sin(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi))x_n \\ & - (\cos(\phi)\cos(\psi) + \sin(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi))y_n \\ & - \sin(\phi)\cos(\theta)z_n \end{aligned} \quad (2.17)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial x_s}{\partial \theta} = & \cos(\phi)\cos(\theta)\cos(\psi)x_n - \cos(\phi)\cos(\theta)\sin(\psi)y_n \\ & - \cos(\phi)\sin(\theta)z_n \end{aligned} \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial x_s}{\partial \psi} = & (\sin(\phi)\cos(\psi) - \cos(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi))x_n \\ & + (\sin(\phi)\sin(\psi) + \cos(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi))y_n \end{aligned} \quad (2.19)$$

Benzer şekilde sensör düzlemi y değerinin euler açılarına göre kısmi türevi [41];

$$\begin{aligned} \frac{\partial y_s}{\partial \phi} = & (\sin(\phi)\sin(\psi) + \cos(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi))x_n \\ & - (\sin(\phi)\cos(\psi) - \cos(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi))y_n \\ & + \cos(\phi)\cos(\theta)z_n \end{aligned} \quad (2.20)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial y_s}{\partial \theta} = & \sin(\phi)\cos(\theta)\cos(\psi)x_n + \sin(\phi)\cos(\theta)\sin(\psi)y_n \\ & - \sin(\phi)\sin(\theta)z_n \end{aligned} \quad (2.21)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial y_s}{\partial \psi} = & (-\cos(\phi)\cos(\psi) - \sin(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi))x_n \\ & - (\cos(\phi)\sin(\psi) - \sin(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi))y_n \end{aligned} \quad (2.22)$$

olarak ifade edilir. Son olarak sensör düzlemi z değerinin Euler açılarına göre kısmi türevi aşağıdaki gibi ifade edilir [41];

$$\frac{\partial z_s}{\partial \phi} = 0 \quad (2.23)$$

$$\frac{\partial z_s}{\partial \theta} = \sin(\theta)\cos(\psi)x_n + \sin(\theta)\sin(\psi)y_n + \cos(\theta)z_n \quad (2.24)$$

$$\frac{\partial z_s}{\partial \psi} = \cos(\theta)\sin(\psi)x_n - \cos(\theta)\cos(\psi)y_n \quad (2.25)$$

2.7 Benzetim Senaryoları

Benzetim ortamında geliştirilen algoritmalarda İS'lerin (kara ve deniz insansız araçların) bilinmeyen bir ortamda çevreye ait bir ön topolojik bilgi ya da referans nesnelerinin yer bilgisine sahip olmadan, bilinmeyen bir noktadan harekete başlayarak bir taraftan ortamın haritasını çıkarırken bir taraftan da kendi yerini tahmin eden ve başlangıç noktasına döndüğü öngörülmektedir. Tasarlanan yaklaşımlarda araç gezinme esnasında etrafındaki nesneleri algılayıp, nereye gideceğine kontrol girdileri yardımıyla kendisi karar verir.

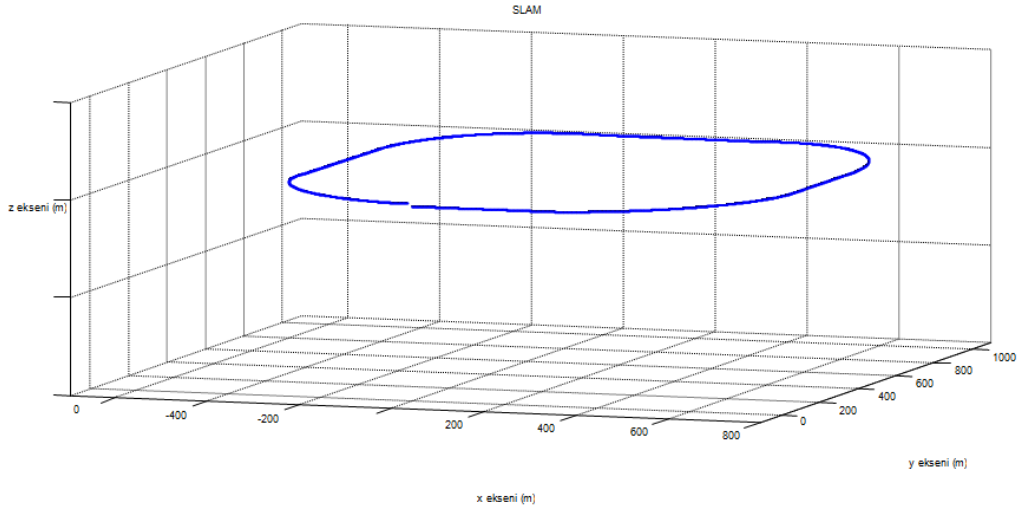
Bu araştırmada temel olarak parçacık akış filtresinin farklı ortamlardaki EZKH yapılarında belirsizlik altındaki durum tahmin performansı incelendiğinden 3 serbestlik dereceli karasal bir araç ile 6 serbestlik dereceli hava aracı yapısı baz alınarak bu sistemlere ait birer araç ve sensör modeli ile en sade senaryoda tahmin yakınsamaları değerlendirilmiştir.

Entegre benzetim senaryolarından ilkinde Şekil 2.9'da gösterildiği gibi sabit hızda hareket eden yer aracı tam bir döngü oluşturacak şekilde düz bir zemin (üzerinde) 100 metrelik dairesel bir alanda dolaşmaktadır. Bu kapsamda aracın seyahat süresince herhangi bir engelle karşılaşmadığı, güzergah boyunca birbirinden yeterli uzaklıkta bulunan belirli sayıda işaretçiyi gördüğü ve doğru bir şekilde tanımlayarak

bir döngü kapama gerçekleştirdiği kabul edilmiştir. Burada algılayıcıdan gelen verinin işlenmesi ya da işaretçi gözlemlerine ilişkin olanlar gibi özel problemler değerlendirme dışında tutulmuştur. Hangi gözlem değerinin hangi işaretçi için olduğunun bilinmesi anlamındaki veri birleştirmenin (data association) bilindiği ya da tüm gözlemler için karşılıklarının olduğu varsayılmıştır.

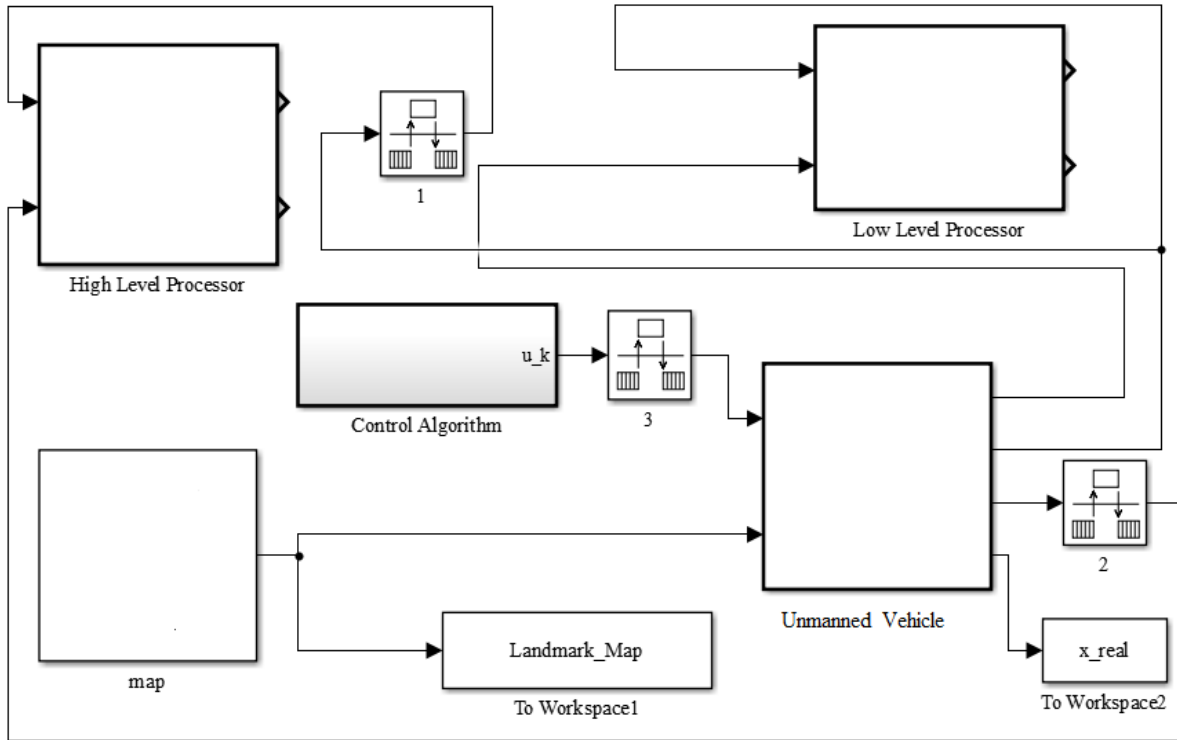
İHS'ne yönelik diğer senaryoda ise aracın yine Şekil 2.9'da gösterilen güzergahta ancak bu kez belli bir irtifada sabit hızla hareket ederek tam bir döngü oluşturacak şekilde dairesel 1000 metrelik bir alan üzerinde uçtuğu kabul edilmiştir.

Araştırma süresince sensör ile işaretçi nesne algılaması ve EZKH ile araç konum ve ortam haritasının belirlenmesi hedeflenmiş olup sistemin çalışması benzetimler sırasında farklı ölçüm parametreleri ve sistem (hareket ya da araç) belirsizlikleri ile denemeler yapılarak ayrıntılı biçimde incelenmiştir. Bölüm 5'te verilen grafikler ise %1 hareket (sistem) ve %10 algılayıcı belirsizlikleri koşullarında elde edilmiştir.



Şekil 2.9 : İnsansız Araç Yol Güzergahı.

Bu doktora araştırması benzetimlerinde kullanılan en genel yapı Şekil 2.10'da gösterilmiştir. İnsansız sistem yapısı (Unmanned Vehicle) içindeki araç ve sensör modeli yukarıda verilenler ışığında ilgili senaryoya göre farklılaşmakta olup burada sistem modeli, kontrol ve sensör ile zamanda örnekleme blokları birleşik bir yapı içerisinde verilmiştir. Araç sistemine girdi olarak bir (kontrol) komut dizisi ve alana yerleştirilmiş işaretçi nesnelerin yöngüdüm (navigasyon) düzlemi konumlarını içeren harita verisini almaktadır.



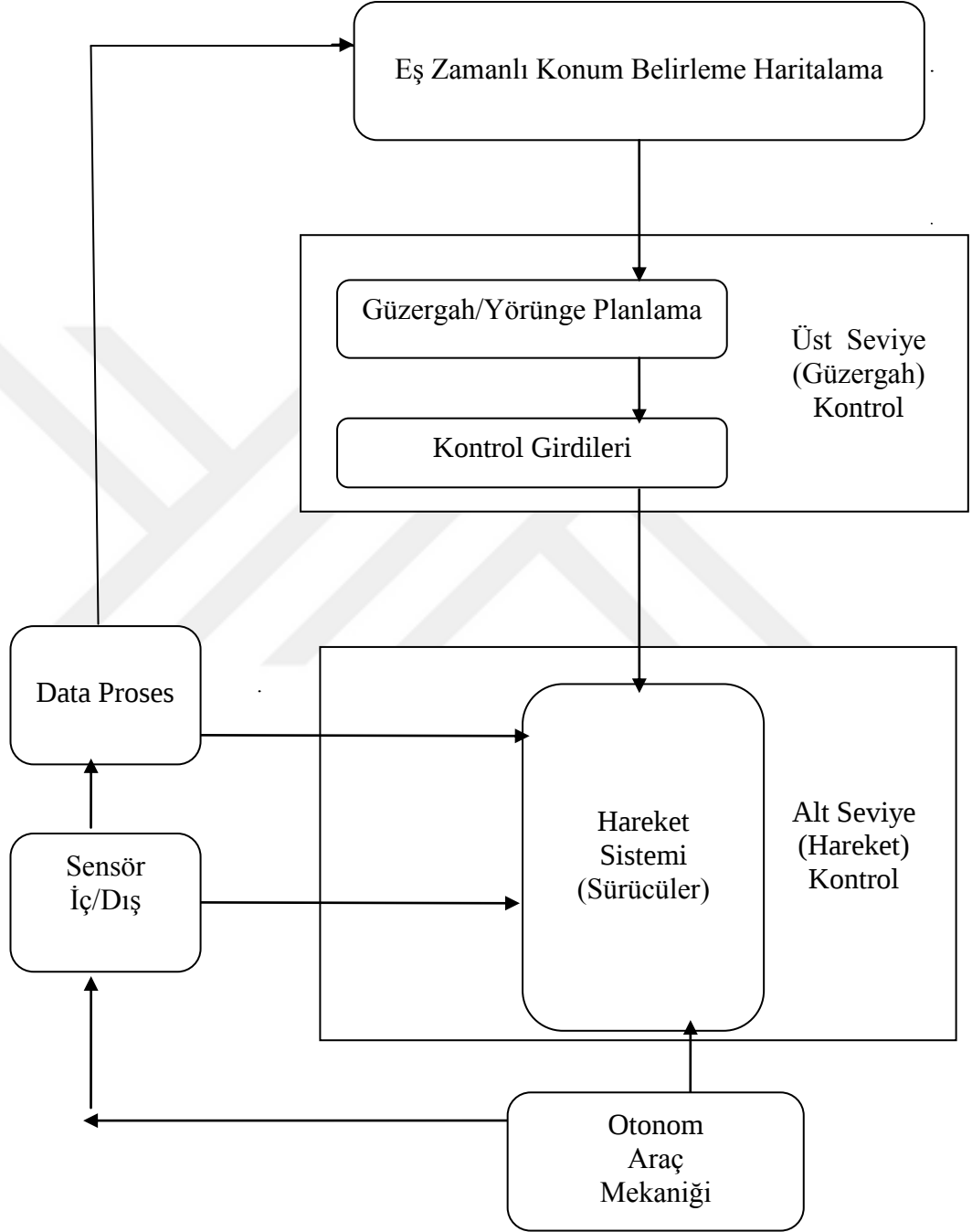
Şekil 2.10 : Genel Benzetim Yapısı.

Şekil 2.10 ile verilen benzetim ortamımızda İHS simülasyonları için araç bloğunun iç yapısında; İHA Kinematik modeli ile IMU, GPS, kamera sensörlerinin modelleri kullanılmış olup araç kinematik modeli ile gerçek zamanlı olarak hava aracının hareketi simüle edilerek gerçek zamanlı olarak x_{UAV} konum verisi üretilmiştir.

Üretilen konum verisi IMU ve GPS sensör blokları tarafından işlenerek U-EZKH yapısında kullanılacak veri seti ile U-EZKH tarafından hesaplanan konumun gerçek konum ile farkının hesaplanmasında kullanılan gerçek konum verisi üretilmiş, diğer sensörler ise uçak üzerine buruna yakın noktada ağırlık merkezinden sabitlenmiş ve görüntü alanı yerde karesel bir şekil olduğu kabul edilen kamera U-EZKH yapısında kullanılarak işaretçi nesne konumlarının gerçek zamanlı olarak tespitini yapılmış ve buna yönelik veri seti üretmiştir.

İKS simülasyonlarında ise araç ve kamera modeli kullanılarak benzer yaklaşımlar kabul edilmiştir. Benzetim senaryolarında sistemlere girdi verisi olarak mevcut harita ve kontrol bilgisi $[V; \phi]$ içeren ile çıkış verisi olarak algılayıcı konum çıktısını içeren $z(k) = [x_{LM} ; y_{LM}]$ ifadelerinden söz etmek mümkündür. Çıkış verisi 0.01 sn aralıklı olarak örneklenerek EZKH yapısında kullanılmaktadır.

Bu bölümde son olarak ise EZKH genel benzetim yapısının daha iyi anlaşılması için insansız bir sistemde otonom algılama, karar verme ve hareket döngüsü ve aralarındaki işlevsel bağlantılar Şekil 2.11 kullanılarak sunulmuştur.



Şekil 2.11 : Otonom Algılama - Karar Verme ve Hareket Döngüsü.

EZKH yapan otonom bir aracın genel yapısında araç, kontrol ve EZKH katmanları gibi yapılardan bahsetmek mümkün olup bu yapıların her birisi kendi içinde karmaşık alt sistemlere sahiptir.

Araç bölümü için en genel olarak hareket ve algılayıcı sistemler bulunurken bunlardan hareket sistemi araç mekaniği ve sürücü modüllerini, algılayıcılar ise iç ve dış sensör yapılarını bünyesinde barındırırlar.

Dış (lazer/kamera) ve iç (ataletsel/IMU/enkoder) sensörler vasıtasıyla elde edilen ham veriler derlenerek EZKH katmanına iletilir ve bu katmanda aracın konumu ve dış sensörden gelen verilerle çevredeki işaretçi nesnelerin konumları kestirilerek çevrenin haritası ve aracın bu haritadaki konumu belirlenir.

Ardından haritadaki konum bilgisi yörünge kontrol katmanına gönderilerek aracın belirlenen hedefe ulaşması için gerekli güzergah için kontrol işareti oluşturulur ve araç hareket kontrol katmanı bu kontrol işaretini alarak hareket/sürücü/tahrik sistemine uygular. İç sensörden gelen bilgi de güzergahta oluşacak anlık sapmaları hesaplayarak düzeltir.

Araç bu şekilde hem belirlenen hedefe kendi kendine karar vererek gider ve hem de ortamda bulunan işaretçi nesnelerden faydalanarak ortamın haritasını çıkarır

2.8 Sonuç

Bu bölümde insansız sistemlerin genel olarak değerlendirilmesi yapılmış olup, tüm insansız sistemlerin türdeş yapıda olmaması nedeniyle (uzaktan) kumanda-kontrol edilen yapılar kapsam dışında bırakılarak bu araştırma boyunca ilgilenilenler için otonom sistemler/platformlar ya da araçlar ifadeleri ve bunlara ait tanımlamalar esas alınarak ayrıntılandırılmıştır.

Otonom yapıların ifade edilmesinde başvurulmuş referans sistemler ve benzetimlerde kullanılan üç serbestlik derecesinde bir kara aracı ile altı serbestlik derecesinde bir hava aracı ile sensörlerin modellenmesi yine bu bölümde açıklanmıştır.

İnsansız sistemlerde Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama yapısındaki otonom algılama, karar verme, hareket döngüsü ve aralarındaki işlevsel bağlantılar hakkında özet bilgi son bölümde sunulmuştur.

Ayrıca modellemeler süresince yararlanılan durum uzay ifadeleri ve bazı açık formüller de sunulmuş olup sonraki bölümlerde incelenecek EZKH yapılarında kullanılacak benzetim senaryoları ayrıntılı biçimde ortaya konulmuştur.





3. EŞ ZAMANLI KONUM BELİRLEME VE HARİTALAMADA KULLANILAN FİLTRELER

3.1 Giriş

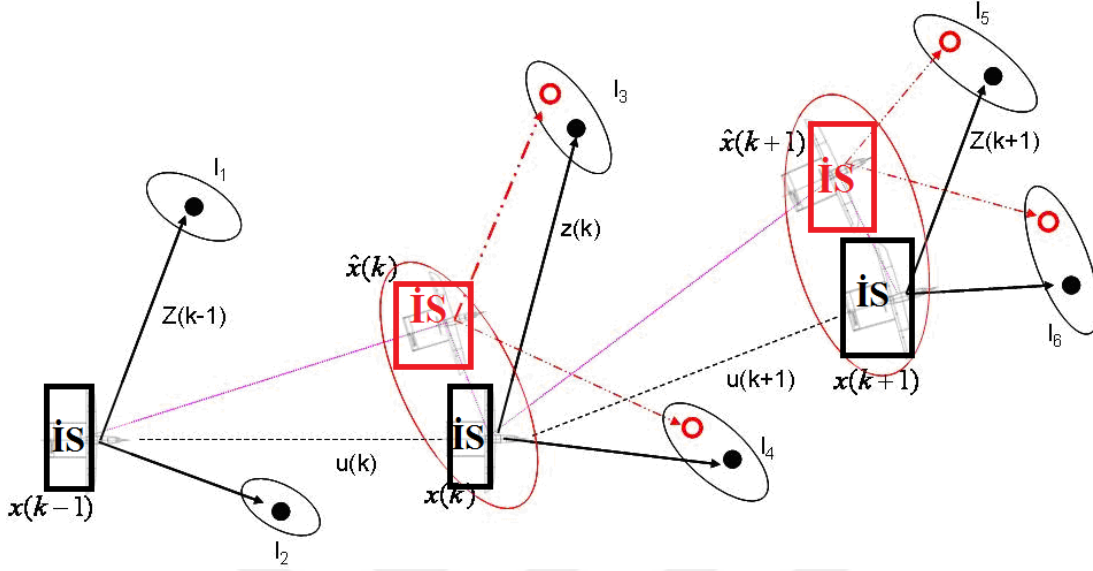
Bu araştırma ile yazında ilk kez önerilen PAF-EZKH yaklaşımının temelindeki parçacık akış filtresinin önceden tanımlanmış yapılarla (özellikle genel değerlendirme bölümünde) performans karşılaştırması verileceğinden navigasyon (yöngüdüm) kavramı ile birlikte (sözü geçen-genel kabul görmüş) belirsizlik altında tahmin yaklaşımlarının ve bunları oluşturan adımların EZKH problemi için kısaca irdelenmesinde fayda görüyoruz.

3.1.1 Yöngüdüm (Navigasyon ya da Seyrüsefer)

Yöngüdüm, İS’lerde aracın belirlenen hedef noktasına en uygun yol güzergahını tespit edip planlayarak, hedefe doğru kontrollü bir şekilde ulaşmasını sağlayan sistemlerin genel adı olup gerçek uygulamalarda bu işlem platforma göre, hareket organlarının dönüş ve mesafe bilgisini sağlayan encoder, aracının eksenlerle yapmış olduğu açıları veren IMU gibi hareket sensörleri ve dünya üzerindeki pozisyonu veren (x,y,z – enlem,boylam,yükseklik) Ataletsel Yöngüdüm Sistemi (INS) ya da GPS gibi uydu tabanlı sensörler yardımı ile gerçekleştirilir.

EZKH araştırmaları için kabul edilen yaklaşımlarda ise uydu yönbulum ve yardımcı yöngüdüm sistemlere erişimin olmadığı düşünülerek sadece araç hareket sistemleri ve algılayıcıları ile navigasyon tasarlanmaktadır. Şekil 3.1’de insansız bir (hava olsun) aracının/sistemin (İS) EZKH yöngüdümü sembolik olarak gösterilmiştir. Sistemi daha anlaşılır hale getirmek için yüksekliğin sabit olduğu ve aracın sadece yönlenme açısının değiştiği düşünülerek çizim oluşturulmuştur. Burada $x(k-1)$ hava aracının ilk pozisyonu, $z(k-1)$ aracın sensörleri vasıtasıyla $(k-1)$ anında algıladığı işaretçi nesne’ye (lendmark-features) ait ölçüm, $u(k)$ ise aracı k anındaki pozisyona götürmek için uygulanan kontrol işareti, içi dolu daireler işaretçi nesneleri, içi boş olan daireler hatalı olarak işaretlenen işaretçi nesneleri, elipsler ise ölçüm belirsizliğini göstermektedir. Araç $k-1$ anından k anına daha sonrada $k+1$ anına ötelenmektedir.

Aracın izlemesi gereken güzergah siyah kesikli çizgi ile gösterilmekte olup araç $u(k)$ kontrol işareti ile ötelendiğinde olması gereken pozisyondan bir miktar saptmakta ve kırmızı çizgi ile gösterilen noktaya hareket etmektedir [41].



Şekil 3.1 : Yöngüdüm [41].

Bulunulan konum, işaretçi nesnelerin gözlemlenmesi ile elde edilen ölçüm sonuçlarına göre güncellenmektedir. Hava aracı lokasyonunda oluşan bu sapma INS (Ataletsel Yöngüdüm Sistemi) ve hava aracındaki diğer belirsizliklerinden ve dış etkenlerden (rüzgar vb.) kaynaklanmakta, hava aracı siyah kesikli çizgi ile gösterilen şekildeki hareketi yerine kırmızı çizgi ile gösterilen hattı algılamaktadır. Gözlem sensörlerinden alınan ölçümler aracın kendi pozisyonunu düzeltmesine ve güncellemesine yardımcı olmaktadır. Bu durum bütünüyle belirsizliklerin ortadan kaldırılmasını sağlamaz. Çünkü gözlem sensörlerinin de bir belirsizliği bulunmaktadır. Bu belirsizlik Şekil 3.1.'de belirsizlik elipsleri ile ifade edilmiştir. Yapılan gözlem ve ölçüme göre işaretçi nesne konumu bu elipsin içinde yer alan herhangi bir noktadadır. Araç bu durumda elips merkezine göre konumunda düzeltme yaparak, harita üzerinde güncelleme yapmaktadır [41].

3.2 Durum Tahmin Araçları Olarak Filtreler

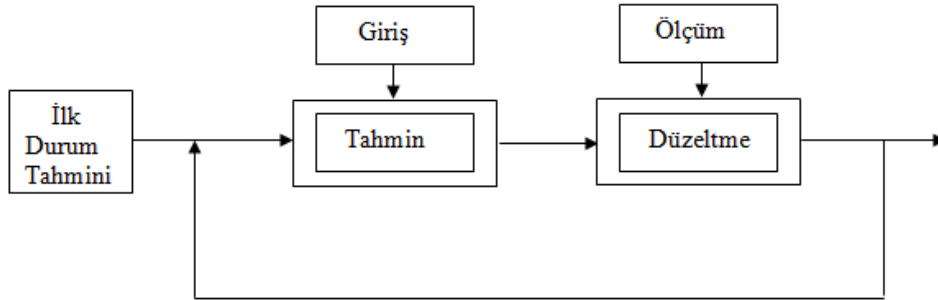
Filtre tabanlı bir Eş Zamanlı Konumlama ve Haritalama uygulamasının genel yapısına bakıldığında; araç tarafından kendi konumuna göre işaretçilerin yerinin belirlenmesi, bir adım zamanı (Δt) sonrasında oluşan yeni konumun sistem

dinamiği/kinematiği ve işaretçiler ile hesaplanması, yeni işaretçilerin yerinin belirlenmesi ve hesaplanan yeni araç konumu ve işaretçilerin konumlarının güncellenmesi olarak ifade edilebilir [41].

Bir başka ifade ile belirsizlik altında tahminde bulunma yaklaşımlarının temelinde hem ölçüm (gözlem) hem de hareket (proses) belirsizliklerinden ortaya çıkan hataları indirgeme düşüncesi vardır. Bununla birlikte filtre yapısı kullanarak tahmin yapan konum belirleme ve haritalama yaklaşımları Şekil 3.2’de verildiği gibi, beş temel adımda ele alınabilir: Durum (Değişkenleri) Tahmini, Ölçüm/Gözlem (İşaretçi Belirlenmesi), Veri (Data) Birleştirme, Durum Güncelleme ve İşaretçi Güncelleme...

Durum (Değişkenleri) Tahmini: Eğer araca ait kinematik ya da dinamik model elimizde bulunuyorsa herhangi bir anda araca uygulanacak hareket komutuna bağlı aracın bir sonraki konumunu biliniyor kabul edilir. Ancak gerçekleşen durumun hareket belirsizlikleri nedeniyle bundan farklı olabileceği açıktır.

Ölçüm/Gözlem (İşaretçi Belirlenmesi): Tahminden sonraki adımda alınan sensör ölçümü vasıtasıyla (tekrar tanınabilir) işaretçilerinin ne olacağına karar verilir. İşaretçi belirlenmesindeki hataların aracı yanlış kılavuzlaması söz konusu olduğundan aracın tamamen kaybolması sonucu bile ortaya çıkabilir.



Şekil 3.2 : Filtre Tabanlı EZKH Yaklaşımlarında Temel Adımlar.

Veri (Data) İlişkilendirme/Birleştirme: Etraftaki tüm işaretçilerin ilk belirlenmesinden sonra araç bir sonraki adım için yeni gördüğü işaretçileri eskisi ile karşılaştırmak zorundadır. Araç önce işaretçilerin aynı işaretçi olup olmadığına sonra da tahmin edilen yerlerinde olup olmadığına bakar. Tahmin edilen yerdeki farklılık innovasyon (yenileme) hatası olarak ortaya çıkar ve düzeltme hesaplarının içinde önemli bir parametre olarak yer alır. Kapalı bir çevrimde dolaşan araç başladığı noktaya yeniden geldiğini anlayamaz ise hatalı bir harita ve rota oluşturur.

Veri ilişkilendirmenin (association) doğru yapılamaması yani yanlış veri ilişkilendirme aracın büyük konum hataları yapmasına sebep olacak ve bu durumda EZKH filtresinin yanlış çalışmasına yol açacaktır. Veri birleştirmesi (fusion) yazında ayrıca birden fazla algılayıcıdan gelen verinin birleştirilerek değerlendirilmesi anlamına da gelmektedir.

Durum Güncelleme: Araç, Durum (Değişkenleri) Tahmini adımındaki öngörüsünü güncellemek için algılayıcıdan gelen ölçüm verisini kullanır. Kalman yaklaşımlarında bunun için innovasyon (yenileme) hatası ve kalman kazancı denilen adımlar parçacık tabanlı yaklaşımlarda ise ağırlıklandırma, örnekleme ve akış belirleme gibi basamaklar işlenir. Böylece bir sonraki zaman dilimine (sonraki adıma) geçmeden tahmin düzeltilerek en iyi tahmin yapılmış olur.

İşaretçi Güncelleme: Bu adımda yeni işaretçiler alınarak genel yaklaşım devam ettirilir.

Bu çalışmada kullanılan durum vektörleri, denklem (3.1) ile genel gösterimi verildiği gibi, araç için konum vektörü ve harita vektöründen oluşturulmuştur.

$$x(k) = \begin{bmatrix} x_{UnmannedSystem} \\ x_{Map} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

İKS, kara aracı konum vektörü (x,y) pozisyon ve (θ) yönelme (heading) açısı, harita vektörü ise, her işaretçi nesneye ait pozisyon (x_L, y_L) bilgilerinden oluşmakta olup bu vektörün uzunluğu ise $2 \times n$ (n: işaretçi nesne sayısı) olmaktadır. İHS, Hava aracı konum vektörü (x,y,z) pozisyon, (V_x, V_y, V_z) hız ve (ϕ -Yatış Açısı, θ -Hücum Açısı, ψ -Uçuş Başı) euler açılarından, harita vektörü ise, her işaretçi nesneye ait pozisyon (x_L, y_L, z_L) bilgilerinden oluşmakta olup bu vektörün uzunluğu $3 \times n$ (n: işaretçi nesne sayısı) olur.

Yukarıdaki denklem (aşağıdaki formüllerde kullanılan sisteme göre) bu bilgiler ışığında güncellenmiş olup İKS için yalnız EZKH, İHS için U-EZKH ifadeleri/tanımları esas alınacaktır. $x_{UnmannedSystem}$ genel ifadesi ise x_{UAV} ve x_{AGV} olarak formüle edilmiştir.

3.2.1 Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF) tabanlı EZKH

Genişletilmiş Kalman Filtresi, doğrusal (lineer) olmayan sistem modelinin lineer hale getirilmesi amacıyla jakobiye matrislerinin kullanılmasıyla ortaya çıkan bir KF uygulamasıdır.

Genişletilmiş Kalman Filtresinin önceki durum ve ölçüm değerine göre sonraki durumu tahmin eden yapısında tanımlanan doğrusal olmayan sistem - durum uzay ve ölçüm modelleri (sırasıyla);

$$x(k+1) = f(x(k), u(k), v(k)), \quad z(k) = h(x(k), w(k)) \quad (3.2)$$

ve $E[v(k)v(k)^T] = Q(k)$, $E[w(k)w(k)^T] = R(k)$ olacak şekilde; $v(k)$ - Q kovaryanslı proses ve $w(k)$ ise R kovaryanslı ölçüm sıfır ortalamalı beyaz gürültülerini gösteren denklem ifadeleri olsun. Burada k anında $k+1$ anına durum, gözlem ve kovaryans tahmin adımları sırayla;

$$\hat{x}(k+1|k) = f(x(k|k), u(k)) \quad (3.3)$$

$$z(k+1|k) = h(\hat{x}(k+1|k)) \quad (3.4)$$

$$P(k+1|k) = \nabla F_x \cdot P(k|k) \cdot \nabla F_x^T + \nabla F_u \cdot Q \cdot \nabla F_u^T \quad (3.5)$$

Güncelleme adımında W Kalman kazancı ve $v(k+1)$ innovasyona karşılık gelecek şekilde güncellenen durum tahmin ve kovaryans ifadeleri sırayla;

$$x(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + W \cdot v(k+1) \quad (3.6)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W \cdot S(k+1) \cdot W^T \quad (3.7)$$

olur. İnnovasyon ve innovasyon kovaryansı (kovaryans hatası) ile birlikte Kalman kazancı değerleri;

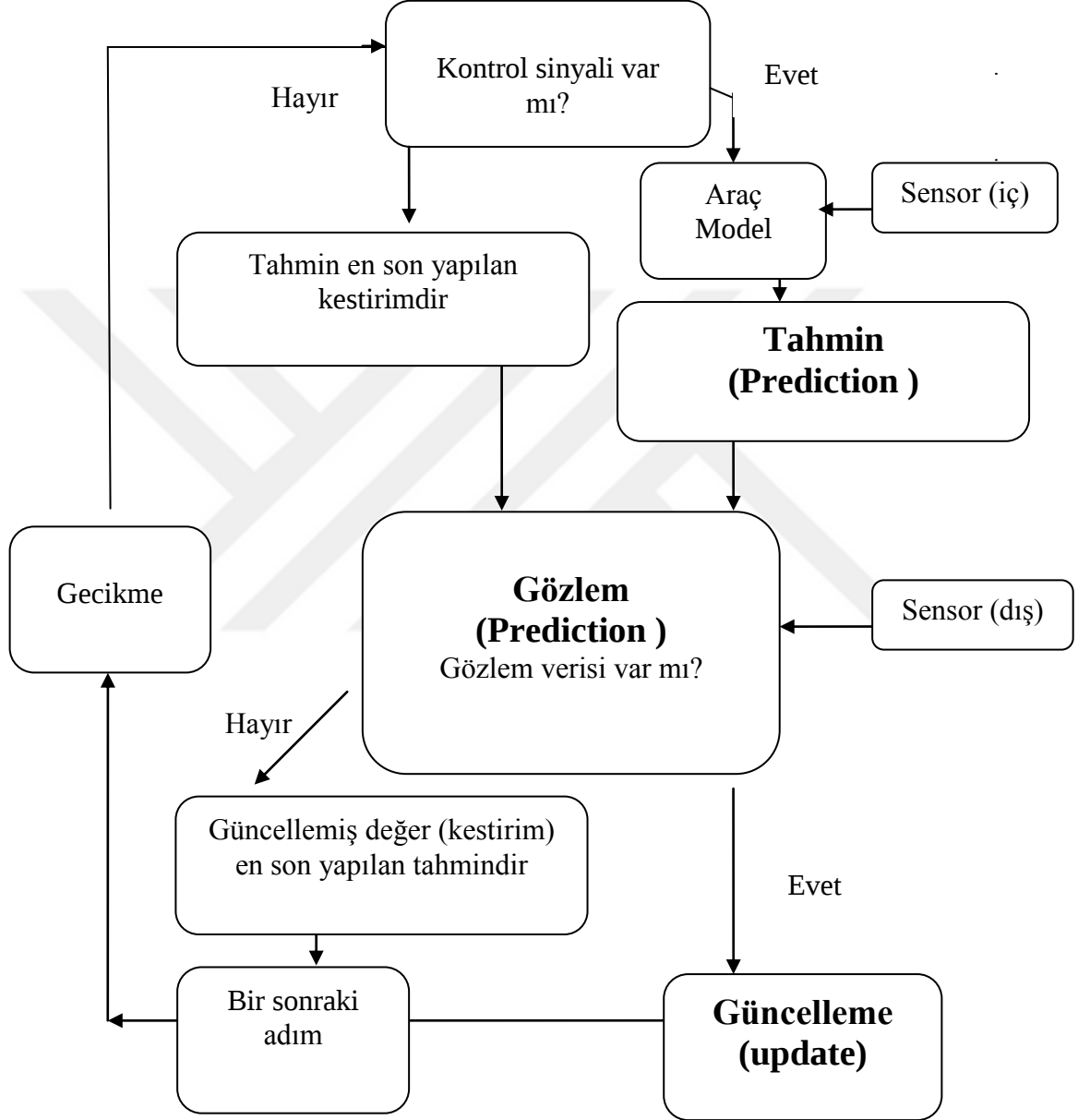
$$v(k+1) = z(k+1) - z(k+1|k) \quad (3.8)$$

$$S(k+1) = \nabla H_x P(k+1|k) \nabla H_x^T + R \quad (3.9)$$

$$W = P(k+1|k) \cdot \nabla H_x^T \cdot S^{-1}(k+1) \quad (3.10)$$

ifadeleri ile hesaplanır [41].

GKF yapısındaki genel akışı veren diyagram Şekil 3.3’de sunulmuştur:



Şekil 3.3 : GKF - EZKH Yaklaşımında Akış Diyagramı [41].

3.2.2 Dağılımlı Kalman Filtresi (DKF) tabanlı EZKH

Julier ve Uhlmann tarafından ortaya konulan [63] Dağılımlı Kalman Filtresi, GKF'den farklı olarak lineer olmayan sistemin lineerleştirilmesi için jakobiye matrislerini kullanmaya ihtiyaç duymaz. Bununla birlikte, belirsizlik sınırlarının (normal dağılımdaki kovaryanslar) bir önceki araç konumuna eklenip çıkarılmasıyla $2n+1$ (parçacık filtresi yapısındaki parçacıklara benzer şekilde) sigma noktasının elde edilmesi ve bu noktalar için sistem modelinin çalıştırılması ile elde edilen sonuçların belirli bir ağırlıkla ortalamasının alınmasından oluşur. Bu noktadan bir sonraki adımın tahminlerine geçilir ve burada gözlem modelinin çalıştırılması ile elde edilen sonuçların yine belirli bir ağırlıkla ortalamasının alınması ile tahminin düzeltilmesi işlemi gerçekleştirilir [41].

Lineer olmayan sistem ve gözlemin ortalama ve varyans değerleri (momentler) sırasıyla şöyle yazılır:

$$\bar{x} = E[x], \sum_x [(x - \bar{x})(x - \bar{x})^T] \quad \text{ve} \quad \bar{z} = E[z], \sum_x [(z - \bar{z})(z - \bar{z})^T] \quad (3.11)$$

Her durum (state) değişkeni için $2n+1$ (n :Durum uzay modeli boyutu) sigma noktası (χ^k) seçilir. λ orantı faktörü olacak şekilde sigma noktaları [41];

$$\begin{aligned} \chi^0 &= \bar{x} \\ \chi^k &= \bar{x} \pm \left[\sqrt{(n + \lambda) \sum_x} \right]_k \quad \text{for } k = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.12)$$

Sigma noktaları için ağırlık katsayıları ise;

$$\begin{aligned} W_0 &= \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ W_k &= \frac{\lambda}{2(n + \lambda)} \quad 0 < k \leq 2n \end{aligned} \quad (3.13)$$

Kovaryans matrisi için ağırlık katsayısı;

$$\begin{aligned}
W_0 &= \frac{\lambda}{n + \lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta \\
W_k &= \frac{\lambda}{2(n + \lambda)} \quad 1 < k \leq 2n
\end{aligned} \tag{3.14}$$

olarak hesaplanır. Bu işlem sonrasında aracın bir önceki durum ve (kontrol) giriş değerlerine göre bir sonraki durumun tahmini yapılır. Tahmin adımı olarak adlandırılan bu adımda bir önceki durumdan elde edilen $2n+1$ sigma noktalarına göre bir sonraki ana ait durum tahminleri, hesaplanan durum tahminlerinin ortalaması ve bu durum tahminleri kullanılarak yapılan kovaryans tahmini (sırasıyla) şöyledir [41];

$$\chi^k(t+1|t) = f(\chi^k(t|t), u(t)) \tag{3.15}$$

$$\hat{x}(t+1|t) = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i \chi^i(t+1|t) \tag{3.16}$$

$$P(t+1|t) = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i [(\chi^i(t+1|t) - \hat{x}(t+1|t)).(\chi^i(t+1|t) - \hat{x}(t+1|t))^T] \tag{3.17}$$

Gözlem tahminleri ve ağırlık katsayıları kullanarak bulunan gözlem tahmini ortalaması;

$$Z_i(t+1|t) = h(\chi^i(t+1|t)) \tag{3.18}$$

$$\hat{z}(t+1|t) = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i Z_i(t+1|t) \tag{3.19}$$

İnnovasyon (ölçüm) kovaryansı ile korelasyon matrisi ise [41];

$$S(t+1|t) = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i [(Z_i(t+1|t) - \hat{z}(t+1|t)).(Z_i(t+1|t) - \hat{z}(t+1|t))^T] \tag{3.20}$$

$$P_{x,z}(t+1|t) = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i [(\chi^i(t+1|t) - \hat{x}(t+1|t)).(Z_i(t+1|t) - \hat{z}(t+1|t))^T] \tag{3.21}$$

olacak şekilde hesaplanır. Güncelleme adımında, tahmin adımında elde edilen sonuçlar ölçüm ile elde edilen korelasyon ve innovasyon matrisleri kullanılarak

güncelleme yapılır. Güncelleme adımımda korelasyon matrisine göre Kalman kazancı, durum güncellemesi ve güncellenmiş kovaryans değerleri;

$$K(t) = P_{x,z}(t+1|t).P_{x,z}(t+1|t)^T \quad (3.22)$$

$$\hat{x}(t+1|t+1) = \hat{x}(t+1|t) - K(t)(z(t) - \hat{z}(t+1|t)) \quad (3.23)$$

$$P(t+1|t+1) = P(t+1|t) - K(t)S(t+1|t)K^T(t) \quad (3.24)$$

olarak bulunur [41]. Böylece bir önceki durum ve giriş değerleri ile ölçüm kullanılarak bir sonraki durum hesaplanmış olur ve çevrim bu şekilde devam eder.

3.2.3 Parçacık Filtresi (PF) tabanlı EZKH

Parçacık Filtresi ise yine durum tahmininde başvurulan bir yöntem olarak; x_0 başlangıç durumu (state) etrafında tanımlanmış m adet parçacık seçen/içeren (Gauss ya da) herhangi bir dağılım kullanılarak başlar (sampling);

$$x_t^m \sim p(x_t|u_t, x_{t-1}^m) \quad x_t^m \sim p(x_t|x_{t-1}^m, u_t) \quad (3.25)$$

Dağılımdaki her örneklenmiş değer bir parçacık olarak görev yapar. Sisteme ait durum geçiş fonksiyonu (EZKH için araç kinemetiği) kullanılarak yapılan tahmin tüm parçacıklar için yinelenir (durum-uzay kapalı gösterim);

$$x^m(t+1|t) = f(x^m(t|t), u(t)) \quad (3.26)$$

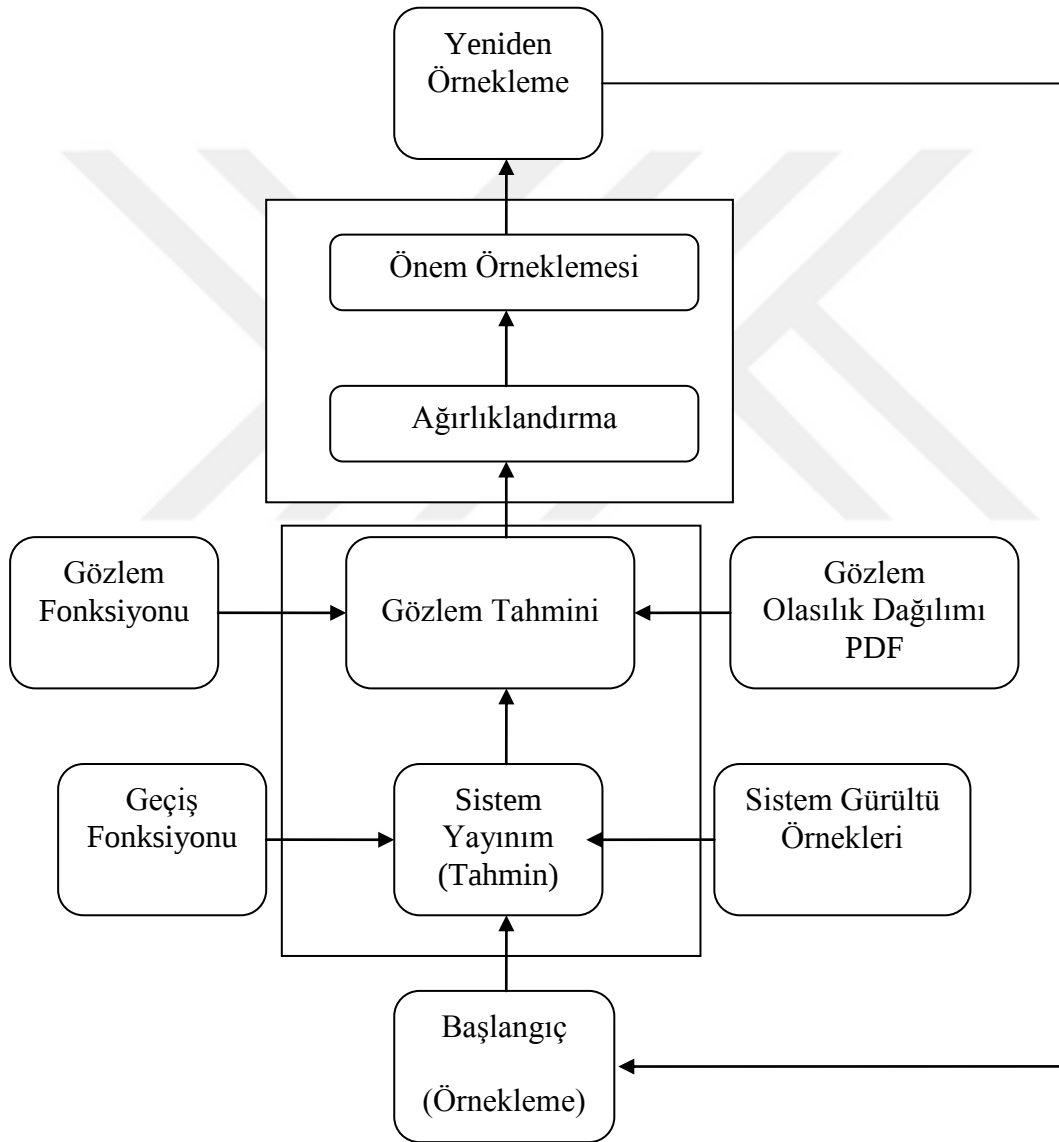
Gözlem sonuçlarına bakarak hangi parçacığın hangi ağırlıkta olacağı hesaplanır ve bu ağırlıklar normalize edilir. Burada, gözleme yakın tahminlerin ağırlığı fazla olacaktır (importance sampling);

$$\omega_t^m = p(z_t|x_t^m) \quad (3.27)$$

Ağırlık hesaplanmasından sonra yeniden örnekleme (resampling) işlemine geçilir. Bu aşamada farklı yöntemler kullanılmakta olup mevcut dağılımdaki örneklere ait

(örnek histogram) kümülatif toplamı kullanılarak yeni bir parçacık dağılım elde edilebilir. Bu dağılımda önceki örnekler içinden ağırlığı yüksek olanlar daha fazla yer alacaktır. Bu durumda bazı parçacıklar yok olurken bazı parçacıkların iterasyonlara daha güçlü devam etmesi (surviving of the fittest) beklenmektedir.

Yukarıda kısaca verilen parçacık filtresi adımları; Şekil 3.4’de verildiği gibi örnekleme, önem ağırlıklandırması (önem ağırlıklarının hesaplanması), yeniden örnekleme olarak özetlenebilir.



Şekil 3.4 : Parçacık Filtreleri Genel Algoritması.

3.3 Sonuç

Bu bölümde belirsizlik altında tahmin araçları incelenmiştir. Aynı zamanda işaret süzme (signal filtering/smoothing) amaçlı kullanılabilen bu yapılardan doğrusal olmayan platformlar için geliştirilmiş kalman tabanlı genişletilmiş ve dağıtılmış filtreler ile (extended and unscented kalman filter) parçacık tabanlı filtreler ele alınmıştır. Burada amaç son bölümde verilecek olan karşılaştırmalı filtre performans analizleri için altyapı oluşturmaktır.





4. PARÇACIK AKIŞ FİLTRESİ VE EZKH UYGULAMALARI (METHOD)

4.1 Giriş

Eş zamanlı konum belirleme ve haritalamada bir süredir devam edegelen çalışmalara rağmen çok boyutlu non-linear sistemlere ait durum değişkenlerinin (state) belirsizlik altında doğru tahmini ve filtrelenmesi çözülmesi beklenen önemli problemlerdendir. EZKH problemlerinde temel olarak aracın dinamik/kinematik modeline bağlı olarak yapılan tahminden ve araç üzerindeki algıyıcılardan alınan gözlem bilgisi kullanılarak yapılan güncellemeden bahsedilmiş idi. Birbiri ardına işleyen bu adımların iterasyonu ile sistem için en doğru durum (EZKH için konum ve harita) bilgisine ulaşılması amaçlanmaktadır. Bu kapsamda Daum and Huang belirsizlik altında daha hızlı ve doğru tahmin için farklı bir non-linear filtreleme yaklaşımını teorik olarak ortaya koymuş ve parçacık akış filtresi genel ismiyle birden fazla versiyonunu içeren ilk çalışmalarını yayımlamışlardır [88-89].

4.1.1 Parçacık Akış Filtresi (PAF), ortaya çıkış süreci ve katkıları

Parçacık Akış Filtresi (PAF) belirsizlik altında tahmin imkanı sağlayan (parametrik olan ve olmayan) diğer filtreler gibi sistem modeli üzerinden yapılan tahminde en az hatalı değerleri üretmek iddiası ile ortaya çıkmıştır. PAF, parçacık filtresi yapısında bir iyileştirme yaparak parçacık dejenerasyonu ortadan kaldırmış ve örneğin EZKH problemi için aracın konumuna ait bilgiler taşıyan parçacıkların tanımlanan logaritmik bir homotopi fonksiyonu (homotopy function) vasıtasıyla bir sonraki adımda soncul olasılığı en yüksek parçacıklara en hızlı şekilde yakınsamasını sağlamıştır.

Parçacık akış filtresinin getirdiği katkının daha iyi anlaşılması adına Şekil 4.1'deki süreç yapısının incelenmesi yerinde olacaktır. Her ne kadar durum tahmincilerinin (state estimator) genel tanıtım bilgileri 3.Bölüm'de, karşılaştırmalı ve ayrıntılı ise analizleri 7. Bölüm'de verilse de (burada konu bütünlüğü açısından) yazında

belirsizlik altında tahmin aracı olarak ilk kabul gören ve en yaygın olan GKF'den (Geniştirilmiş Kalman Filtresi) başlayarak PAF'a gidiş sürecindeki gelişmeleri/serüveni özetle hatırlamakta fayda olacaktır.

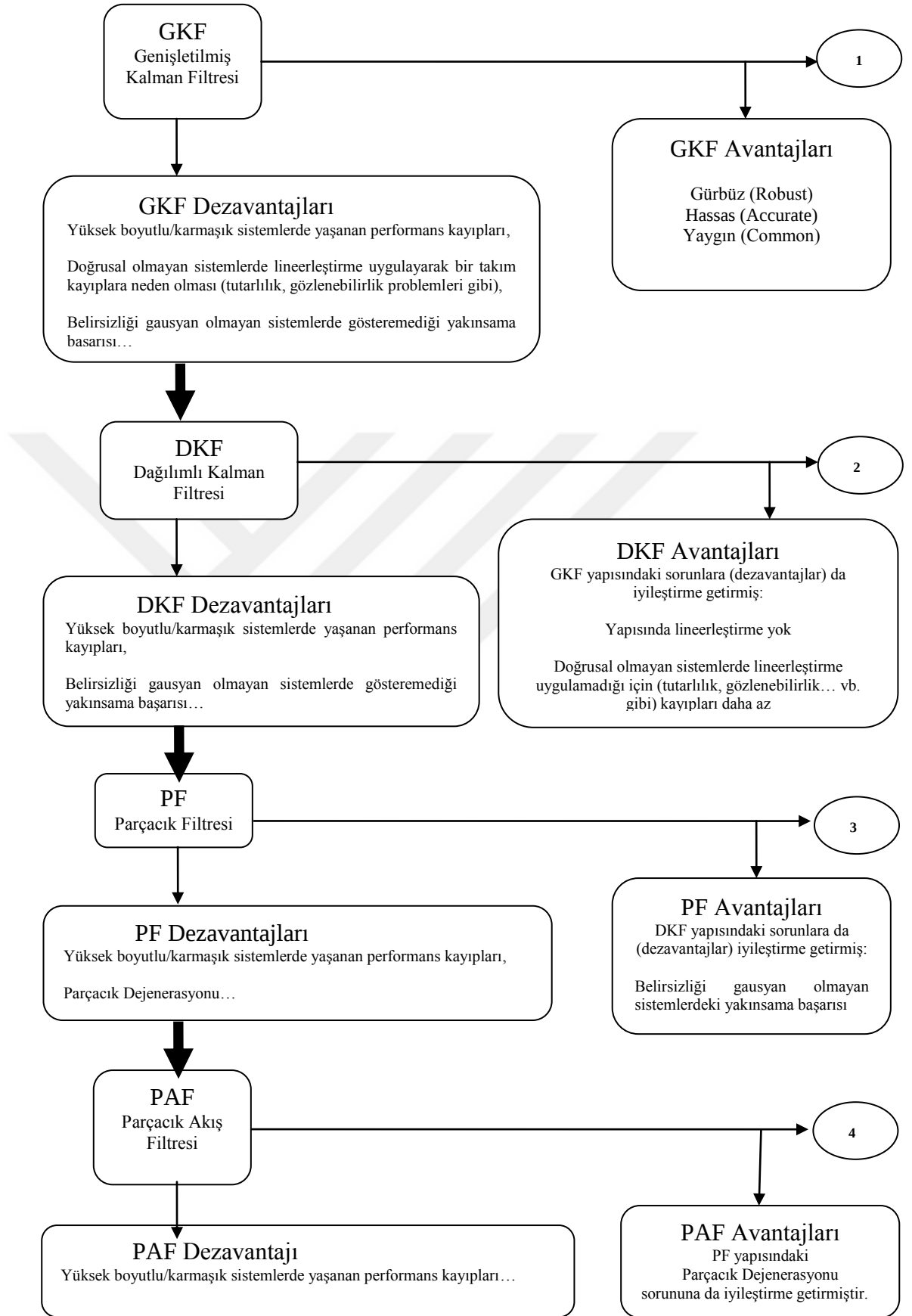
GKF parametrik bir tahminci (predictor/estimator) ve süzgeç (smoother) olup ortam (sistem ve gözlem) belirsizliklerini gaussian kabul ederek ve lineerleştirilmiş sistem modeli (state-transition) kullanarak durum, gözlem ve kovaryans tahminleri yaptıktan sonra ölçüm bilgilerini ve innovasyon, kalman kazancı gibi parametreleri değerlendirerek yapılan güncellemelere başvurur ve tamamlanan bu döngü tekrarlı (recursive) olarak devam eder.

GKF, ortaya çıkışından sonra zaman içinde uygulandığı bir çok problemde verdiği yakınsama ve (işlem) hızı/yükü optimizasyonu (ayrıca robust, sensitive, common özellikleri) ile tatmin sağlasa da yüksek boyutlu/karmaşık sistemlerde yaşanan performans kayıpları, doğrusal olmayan sistemlerde (nonlinear) lineerleştirme uygulayarak bir takım kayıplara neden olması (tutarlılık, gözlenebilirlik problemleri gibi) ve daha önemlisi belirsizliği gaussian olmayan sistemlerde gösteremediği yakınsama başarısı nedenleriyle araştırmacıların sürekli alternatiflerini aradıkları bir yaklaşım olmuştur.

Daha sonra ortaya atılan DKF (Dağılımlı Kalman Filtresi), GKF yapısına benzer olmakla birlikte doğrusallaştırma (linearization) yaklaşımı kullanmamakta, GKF'den farklı olarak durum etrafındaki sigma noktaları tanımlayarak ve bunlara ait ağırlıklar üzerinden durum, gözlem ve kovaryans tahminleri yaptıktan sonra ölçüm bilgilerini ve innovasyon, korelasyon matrisi, kalman kazancı gibi parametreleri değerlendirerek (ve yine ağırlıklandırılmış sigma noktalarını kullanarak) güncellemeler yapar ve tamamlanan bu döngü tekrarlı (recursive) olarak devam eder.

DKF yapısı (özellikle) tutarlılık ve gözlenebilirlik gibi tahmin yakınsamasında da iyileştirmeler sağlasa bile henüz belirsizliği gaussian olmayan sistemlerdeki yakınsama problemine çözüm üretebilmiş değildi.

Bu soruna çözüm düşüncesiyle ortaya atılan PF (Parçacık Filtresi) başlangıç durumu (state) etrafında belirlenen m adet değer içeren herhangi bir olasılıksal dağılım kullanır (sampling) ve bu dağılımdaki her örneklenmiş değer bir parçacık olarak görev yapar.



Şekil 4.1 : Parçacık Akış Filtresinin Gelişimsel Süreci.

Durum geiş fonksiyonu vasıtasıyla yapılan tahmin tm paracıklar iin yinelenir ve gzlem sonularına gre hangi paracığın hangi ağırlıkta olacağı hesaplanır ve sonra bu ağırlıklar normalize edilir.

Gzleme yakın tahminlerin ağırlığı (importance sampling) fazla olacaktır. Ardından uygulanan yeniden rnekleme (resampling) iřleminde farklı yntemler kullanılabilmele beraber mevcut dağılımdaki rneklere ait (rnek histogram) kmlatif toplamı kulanılarak (rneğin rulet arkı yntemi) yeni bir paracık dağılım elde edilebilir.

Bu dağılımda nceki rnekler iinden ağırlığı yksek olanlar daha fazla yer alacaktır. Bu durumda bazı paracıklar yok olurken bazı paracıkların iterasyonlara daha gl devam eder ancak bir sre sonra bu hayatta kalan (survivor) paracıklar (farklı gzlem sonuları da gelse) deėiřmeden tekrarlama yaparak dejenerasyona sebebiyet verirler.

PF, gaussian olmayan belirsizliklerdeki (sistem, gzlem..) bařarıyla heyecan yaratsa da yukarıda deėindiėimiz, zamanla ortaya ıkan, paracık dejenerasyonu denilen ve yakınsama bařarısına etki eden durumlar nedeniyle tahmin probleminde nihai zm getirememiř ve arayıřların devamına neden olmuřtur.

Tam bu noktada optimal, kararlı, hızlı ve doėru bir tahminci olmak dřncesiyle (2009) ortaya atılan PAF (Paracık Akıř Filtresi), PF yapısındaki paracık yaklařımını kullanmakla beraber retilen paracıkların (tahminlerinden sonra) gzlem deėerlerine baėlı olarak yaptığı ağırlıklandırma ve tekrar rnekleme adımlarını kullanmayarak farklı bir durum gncelleme ortaya koymuřtur.

Tanımlanan (ncl ve gzleme baėlı) logaritmik bir homotopi fonksiyonu vasıtasıyla bir sonraki adımda soncul olasılığı en yksek paracıklara en hızlı řekilde yakınsama saėlamayı iddia etmiřtir.

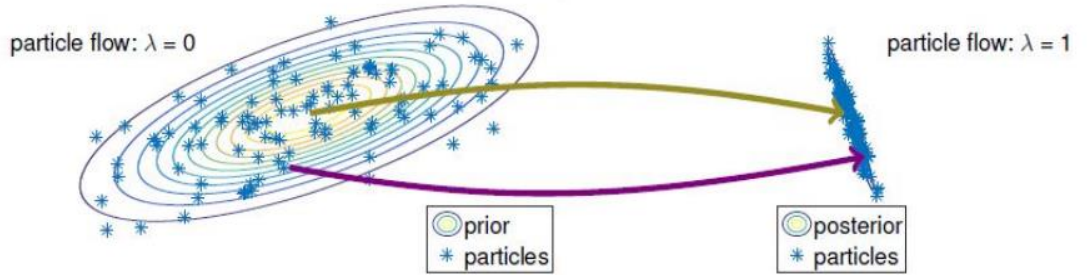
PAF bu hızlı ve doėru yakınsamayı gerekleřtirirken PF yapısında grlen paracık dejenerasyonunu da ortadan kaldırmıřtır. zellikle belirsizliėi dřk/daha deterministik/daha kaliteli algılayıcılar kullanan ortamlarda daha bařarılı sonular verdiėi grlmřtır.

4.2 Parçacık Akış Filtre Teorisi

Parçacık Akış Filtresi, parçacıkların yukarıda bahsedilen akışları için öncül (prior) ve soncul (posterior) olasılık yoğunluk dağılımları arasında geçiş tanımlayan homotopi fonksiyonu ve bu fonksiyonun adım parametresi ile durum (state) arasında tanımlanan bir takım difransiyel denklemin (Itostochastic PDE-Partial Differential Equation) çözümünü kullanır. Parçacık akış filtresi yöntemi bu denklemin çözümünün bir Fokker-Plank yaklaşımda aranmasından bahsederken parçacıkların Fokker Plank denklemlerinin çözümüyle belirlenen miktarlarda soncul olasılıkları yüksek bölgelere akışlarını (migrasyon) sağlar [91].

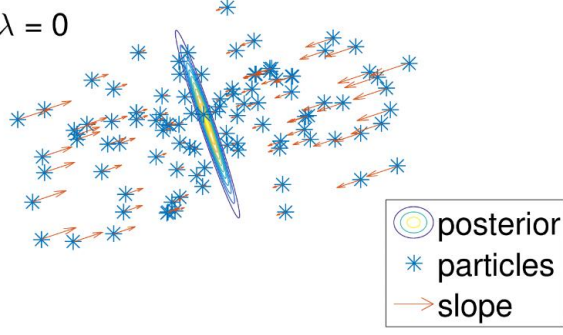
Önceki bölümde değinildiği üzere, parçacık filtresi yapısında, durum uzay modelinde bir state (durum) için öncül-prior olasılık uzayından başlanarak ortalaması kendisi olacak şekilde etrafında normal dağılımdan örneklenmiş n adet parçacığın hareket ve modelini kullanarak tahmin adımından geçirilmesi (her bir parçacığın tahmin yapması) ve gözlem hatalarına bakılarak en yakın tahmin yapan parçacıkların daha güçlü olarak iterasyonlara/işlemlere devam etmesi süreçleri yer almaktadır.

Parçacık Akış Filtresi, burada bir iyileştirme yaparak parçacıkların, tanımlanan bir homotopi fonksiyonu (homotopy function) vasıtasıyla en hızlı şekilde en güçlü parçacıklara yakınsamasını sağlar. Böylelikle daha hızlı ve aynı zamanda daha doğru tahminler yapan bir algoritma ortaya koyar. Şekil 4.2 ve 4.3’de bir tahmin adım sürecinin başında ve sonunda parçacık akış yapısı genel (örnek) olarak verilmiş olup yapının daha iyi anlaşılması için, öncül olasılıktan soncul olasılığa geçişte (parçacık akışları/migrasyon) λ adım parametresinin fonksiyonu hakkında bazı ayrıntılar sunulacaktır [96].

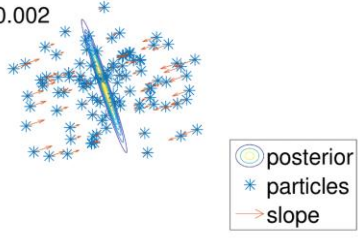


Şekil 4.2 : Parçacık Akış Filtresinde Parçacık Yapısı [96].

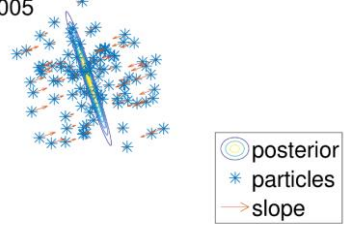
particle flow: $\lambda = 0$



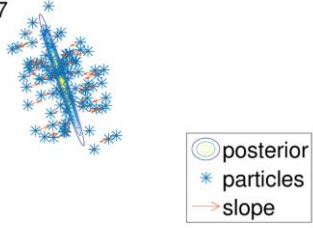
particle flow: $\lambda = 0.002$



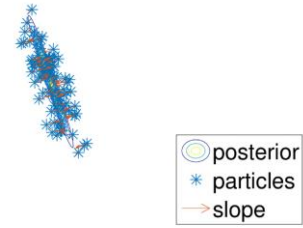
particle flow: $\lambda = 0.005$



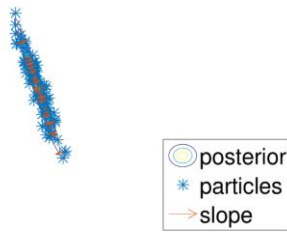
particle flow: $\lambda = 0.017$



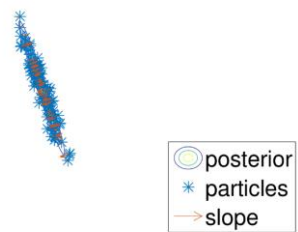
particle flow: $\lambda = 0.108$



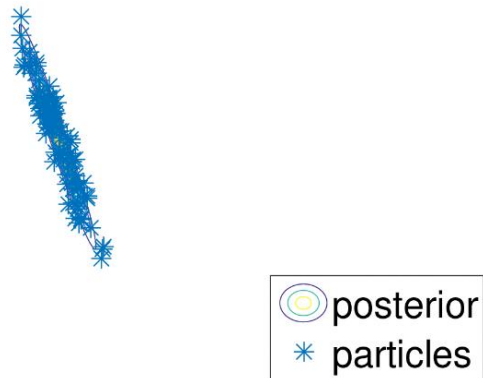
particle flow: $\lambda = 0.577$



particle flow: $\lambda = 0.693$



particle flow: $\lambda = 1$



Şekil 4.3 : PAF Parçacık Akışları (Migrasyon) [96].

Sistem ve gözlem ifadeleri denklem (3.2) ile verildiği gibi olsun. Hatırlanacağı üzere normalize olmayan marjinal (soncul) posterior olasılık yoğunluğunu tanımlamak üzere kullanılan Bayes kuralı şöyle idi [91];

$$p(x_t|y_{1:t}) = p(y_t|x_t)p(x_t|y_{1:t-1}) \quad (4.1)$$

Burada;

$$h(x_t) = p(y_t|x_t) \text{ ve } g(x_t) = p(x_t|y_{1:t-1}) \quad (4.2)$$

sırasıyla olabilirlik (likelihood-gözlem) ve öncül olmak üzere soncul ve öncül olasılık yoğunlukları arasındaki ilişki için tanımlanacak bir homotopi fonksiyonu şöyle olur [91];

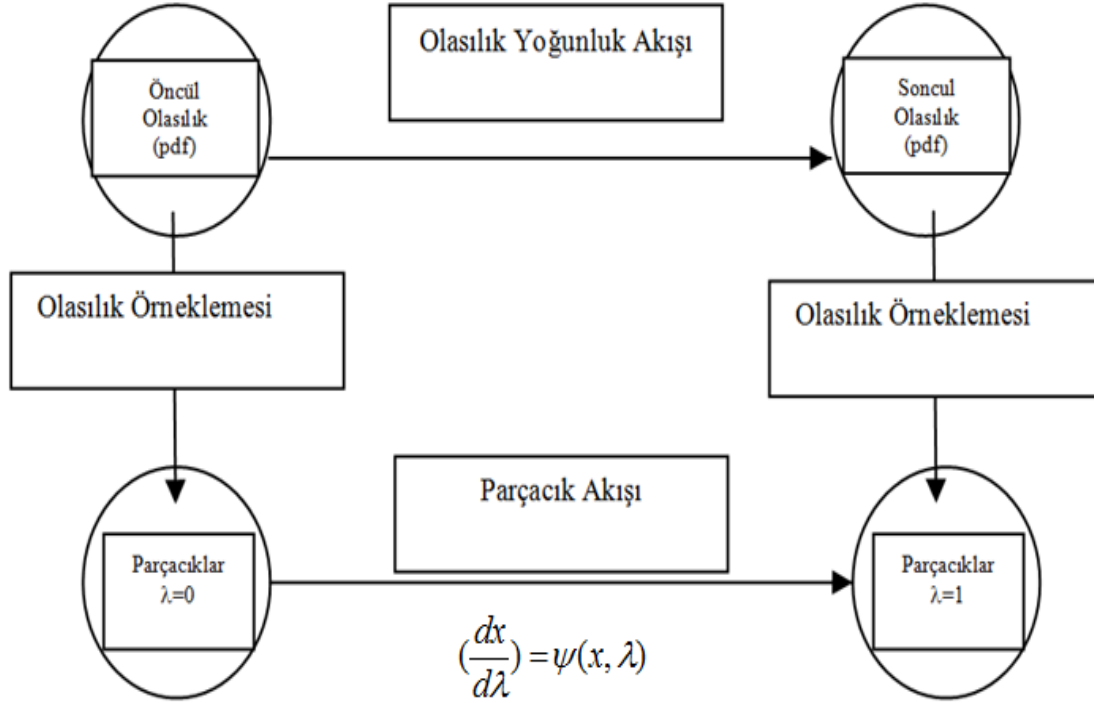
$$\log \phi(x_t, \lambda) = \log g(x_t) + \lambda \log h(x_t) \quad (4.3)$$

λ ise, 0 ve 1 arasında tanımlı (gerçek değerli ve sürekli), parçacık akış miktarı belirleyen bir adım parametresi olacaktır. Burada soncul olasılık yoğunluğunun logaritması ($\lambda = 0$) iken $\log g(x_t)$ ve ($\lambda = 1$) iken öncül ve olabilirlik (likelihood) değerlerinin log toplamı kadar olur. Ölçüm marjinal olabilirlik (evidence) değeri ise normalize faktörü olarak hesaba katılmıştır.

Parçacık Akış Filtresi teorik yapısında öncül olasılık yoğunluğundan soncul olasılık yoğunluğuna geçiş ile bu süreçte λ parametresinin rolü Şekil 4.3'deki genel işlem adımlarında verilmiş olup burada log homotopi fonksiyonu ile tanımlanan yaklaşım ve parçacıklar vasıtasıyla bunu sağlayan yapı daha iyi anlaşılabilir [91].

Logaritmaları eşitliğin iki tarafından da kaldırdığımızda ise son durumda öncül ve olabilirlik (likelihood-gözlem) çarpımının Bayes kuralı gereği soncul değerine eşit olduğu görülür. Bu noktada EZKH problemi özelinde yorum yapmak gerekirse 0-1 arasında değişen adım büyüklüğü için ($\lambda = 0$) iken hiç ölçüm yapılmamış gibi soncul olasılıkta yalnızca öncülün ağırlığı olur ve ($\lambda = 1$) iken ise öncül ve gözlemin birlikte belirlediği soncul olasılığa ulaşılır.

$$\log \phi(x_t, \lambda) = \log g(x_t) + \lambda \log h(x_t)$$



Şekil 4.4 : Parçacık Akış Filtresi Homotopi Yaklaşımı [91].

Burada filtre ve onun adım büyüklüğü parametresinin, öncül ve olabilirliğin (likelihood-gözlem) hangi oranda katıldığı durumda soncul olasılığı temsil eden bir sonraki durumun nasıl oluşacağını belirlediği de açıktır.

$$dx = \psi(x, \lambda)d\lambda + d\Omega \quad \left(\frac{dx}{d\lambda}\right) = \psi(x, \lambda) \quad (4.4)$$

Yukarıdaki soldaki (genel) ito-stokastik diferansiyel eşitliğin ise homotopi fonksiyonundaki λ adım değişkeni ile durum arasındaki akış değişimini ifade edeceği kabul edilmiştir.

Bu eşitlik yapısında istatistiksel terim barındıran bir diferansiyel denklem olup fiziksel (ayrıca finansal...vb) akış problemlerinde kullanılan ve çözümü de stokastik bir süreç olan bir ifadedir.

Bu ifadeye ve denklem (4.3) ile verilen homotopiye göre problemimizde parçacıkların akışı, logaritmik homotopi fonksiyonunun yönlü türevi (gradient)

yönünde ve logaritmik gözlem (h) ile orantılı hızda gerçekleşerek gradientin sıfıra eşit olduğu yerde duracaktır. Burada soldaki eşitlikte Ω gürültü teriminin olmadığını kabul eden zero difüzyon durumuna göre eşitlik denklem (4.4)'de sağdaki forma dönüşür.

Bu noktada parçacık akışlarını belirleyen ito-stokastik eşitliğin, denklem (4.5) ile verilen (soldaki) Fokker-Planck (drift ve random etkiler altında parçacık hızını temsil eden pdf'in zamanla değişim ifadesidir) adi diferensiyel denklemini (ordinary differential equation ODE) kullanarak bulanabileceği varsayılmaktadır [91];

$$\frac{d\phi}{d\lambda} = -\text{div}(\psi\phi) + 0.5\text{div}(P(x)\frac{\partial\phi}{\partial x}) \quad \left(\frac{\partial\phi}{\partial x}\frac{dx}{d\lambda}\right) + \frac{d\phi}{d\lambda} = 0 \quad (4.5)$$

Burada zero difüzyon durumuna göre (P süreç kovaryansı 0 iken) denklem düzenlenirse sağdaki (4.5) forma dönüşür ve denklem (4.3) ile birlikte çözümü ise olasılık yoğunluk akışını belirler;

$$\frac{\partial\phi}{\partial x}\psi(x, \lambda) + \log(h) = -\text{div}\left(\frac{d\psi}{dx}\right) \quad (4.6)$$

Denklem (4.6) ile verilen parçalı diferansiyel denklem (partial differential equation-PDE) çözüldüğünde (gausyan gürültü ortamında-Gaussian Exact Flow) parçacıklardaki akışın miktarına etki eden A ve b değerlerine ulaşılır;

$$A = (-0.5)PH^T(\lambda HPH^T + R)^{-1}H \quad (4.7)$$

$$b = (I + 2\lambda A)[(I + \lambda A)PH^T R^{-1}y + A\bar{x}]$$

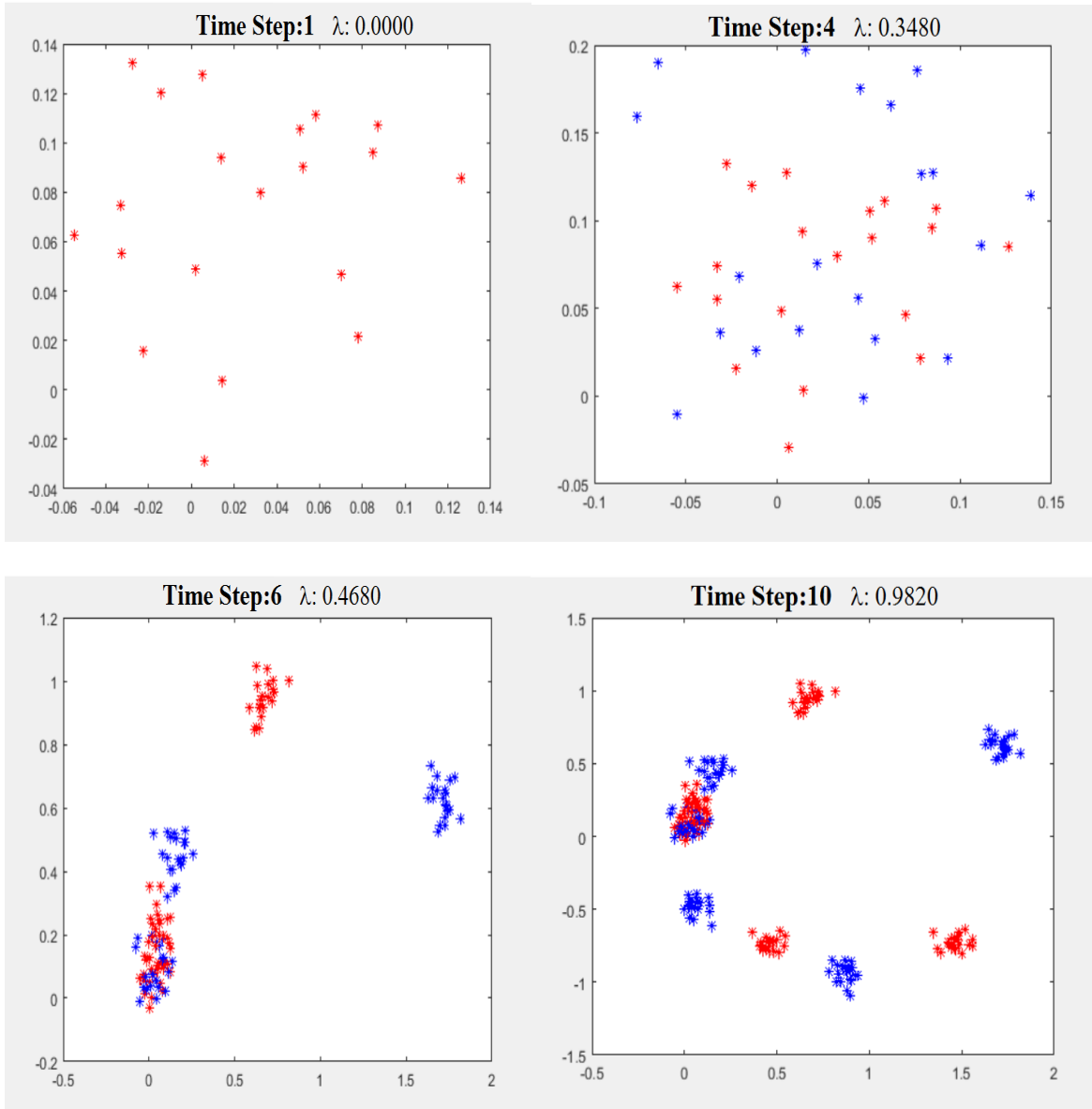
ve burada parçacıkların her iterasyondaki akış miktarları şöyle olur [91];

$$\left(\frac{dx}{d\lambda}\right) = A(\lambda)x + b(\lambda) \quad (4.8)$$

Burada EZKH problemi için konum bilgisi taşıyan ve her döngüde migrasyon geçiren x durum değişkeninin adım büyüklüğü olan λ 'ya bağlı değişimi ($dx/d\lambda$) yeni durumu ve parçacıklardaki akışın miktarını belirlerken, A ve b değişkenleri ise biri durum ile diğeri ise serbest olarak değişen, P - R kovaryans değerleri ile H gözlem matrisine bağlı ve akış miktarının belirlenmesine neden olan iki parametre olarak ortaya çıkar.

$$x_k^i = x_k^i + \Delta\lambda \frac{dx_k^i}{d\lambda} \quad (4.9)$$

Bu bölümde son olarak Şekil 4.5 ile Parçacık Akış Filtresi işleyişini açıklamaya yardımcı olmak amacıyla dairesel yörüngedeki (x-yatay,y-düşey) konum tahminleri sonuçları verilmiş olup ilgili resimlerde parçacıkların (20 adet) farklı işlem adımları (ardışıl farklı renklerde) ve bu adımlar içinde farklı λ değerlerindeki (parçacık) yakınsamaları sunulmuştur.



Şekil 4.5 : Parçacık Akış Filtresi Yakınsama Süreci /Adımları.

4.2.1 Parçacık Akış Filtresi Matematiği

Parçacık Akış Filtresinde akış miktarını belirleyen temel eşitliklerinin türetilmesi için (gausyan gürültü ortamında) $x^{(i)}_{k|k-1}$ açmak istediğimiz tahmin durumu, v_k R kovaryanslı gözlem gürültüsü ve e_k olabilirlik (likelihood-gözlem) lineerizasyon (doğrusallaştırma) tahmin hatası olacak şekilde doğrusal olmayan sistem gözlemi ifadesiyle başlayalım;

$$y_k = (H_k x_k + e_k) + v_k \quad e_k = h_k(x^{(i)}_{k|k-1}) - H_k x^{(i)}_{k|k-1} \quad (4.10)$$

$$h_k(x_k) = h_k(x^{(i)}_{k|k-1}) + H_k(x_k - x^{(i)}_{k|k-1}) \quad H_k = \frac{\partial h_k(x)}{\partial x} \Big|_{x=x^{(i)}_{k|k-1}} \quad (4.11)$$

olmak üzere olabilirlik (likelihood -gözlem) olasılığı yeniden yazılırsa;

$$p(y_k | x_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi dy | R|}} \exp(-0.5(y_k - Hx_k - e_k)^T R^{-1}(y_k - Hx_k - e_k)) \quad (4.12)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x_k} \log p(y_k | x_k) &= \frac{\partial \{ \exp(-0.5(y_k - Hx_k - e_k)^T R^{-1}(y_k - Hx_k - e_k)) \}}{\partial x_k} \\ &= H^T R^{-1}(y_k - Hx_k - e_k) \end{aligned} \quad (4.13)$$

olur.

Bu kapsamda P rastgele proses gürültü kovaryansı olacak şekilde öncül olasılık yeniden yazılırsa:

$$p(x_k | y_{1:k-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi dx | P|}} \exp \{ -0.5(x_k - x^{(i)}_{k|k-1})^T P^{-1}(x_k - x^{(i)}_{k|k-1}) \} \quad (4.14)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x_k} \log p(x_k | y_{1:k-1}) &= \frac{\partial \{ \exp -0.5(x_k - x^{(i)}_{k|k-1})^T P^{-1}(x_k - x^{(i)}_{k|k-1}) \}}{\partial x_k} \\ &= P^{-1}(x_k - x^{(i)}_{k|k-1}) \end{aligned} \quad (4.15)$$

eşitliği ortaya çıkar. Böylelikle (4.3) numaralı denkleme bağlı normalize olmayan koşullu olasılık yoğunluğu şöyle olur [89]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial x_k} = \left[P^{-1}(x_k - x^{(i)}_{k|k-1}) + \lambda H^T R^{-1}(y_k - Hx_k - e_k) \right]^T \quad (4.16)$$

Yukarıdaki (4.8) kabulü ile, (4.15) ve (4.10) numaralı denklemler sırasıyla bu 3 ifadeyi kullanan denklem (4.5) içine yerleştirilirse sol taraftaki eşitliğin şöyle olduğu görülecektir:

$$\begin{aligned} & \left[P^{-1}(x_k - x^{(i)}_{k|k-1}) + \lambda H^T R^{-1}(y_k - Hx_k - e_k) \right]^T (Ax_k + b) - 0.5(y_k - Hx_k - e_k)^T R^{-1}(y_k - Hx_k - e_k) \\ &= (x_{k|k-1}^T P^{-1}A + \lambda(y_k - e_k)^T R^{-1}HA + (y_k - e_k)^T R^{-1}H - \lambda b^T H^T R^{-1}H - b^T P^{-1})x_k \\ & - x_k^T (P^{-1}A + \lambda H^T R^{-1}HA + 0.5H^T R^{-1}H)x_k \end{aligned} \quad (4.17)$$

(4.5) numaralı eşitliğin sağ tarafı da bir sabite (sıfır) karşılık olacak şekilde;

$$\begin{aligned} x_{k|k-1}^T P^{-1}A + \lambda(y_k - e_k)^T R^{-1}HA + (y_k - e_k)^T R^{-1}H - \lambda b^T H^T R^{-1}H - b^T P^{-1} &= 0 \\ P^{-1}A + \lambda H^T R^{-1}HA + 0.5H^T R^{-1}H &= 0 \end{aligned} \quad (4.18)$$

yazılabilir ve bu ikinci ifadede A değeri çekilecek olursa;

$$A = -0.5(P^{-1} + \lambda H^T R^{-1}H)^{-1} H^T R^{-1}H \quad (4.19)$$

Aşağıda verilen Woodbury formülüyle matris tersi alma yaklaşımı kullanılırsa [89];

$$(K + LMN)^{-1}LM = K^{-1}L(M^{-1} + NK^{-1}L)^{-1} \quad (4.20)$$

Aşağıdaki değişkenlere karşılık gelecek şekilde yeniden düzenlenen A ifadesi için;

$$K = P^{-1}, L = H^T, M = R^{-1}, N = \lambda H \quad (4.21)$$

$$A = (-0.5)PH^T(\lambda HPH^T + R)^{-1}H \quad (4.22)$$

eşitliğine erişilir. Benzer şekilde (4.18) numaralı denklemdeki birinci ifade için transpose olarak ve P kovaryans değeri ile çarparak şu yazılabilir;

$$\begin{aligned} (I + \lambda P^T H^T R^{-1}H)b &= \bar{Ax}_k + \lambda APH^T R^{-1}(y_k - e_k) + PH^T R^{-1}H(y_k - e_k) \\ b &= (I + \lambda P^T H^T R^{-1}H)^{-1} \left[(1 + \lambda A)PH^T R^{-1}(y_k - e_k) + \bar{Ax}_k \right] \end{aligned} \quad (4.23)$$

Bu ifade Woodbury'nin (4.24) ile verilen farklı bir versiyonu ile yazıldığında [89];

$$(K + LMN)^{-1} = K^{-1} - K^{-1}L(M^{-1} + NK^{-1}L)^{-1}NK^{-1} \quad (4.24)$$

Şu değişkenlere karşılık gelecek şekilde;

$$K = I, L = \lambda PH^T, M = R^{-1}, N = H \quad (4.25)$$

gerekli sadeleştirmelerden ve denklem (4.22) içine alındıktan sonra aşağıdaki eşitliğe erişilir:

$$(I + \lambda P^T H^T R^{-1} H)^{-1} = I - \lambda PH^T (R + \lambda A \bar{x}_k H P H^T)^{-1} H I = (I + 2\lambda A) \quad (4.26)$$

Sonuç olarak, denklemler (4.22), (4.23) ve (4.26) düzenlenirse;

$$b = (I + 2\lambda A)[(I + \lambda A)PH^T R^{-1} y + A\bar{x}] \quad (4.27)$$

denklem (4.27) ile verilen ve migrasyon (akış) miktarını belirleyen diğer parametre olan b değerlerine ulaşılabilir [89].

4.3 PAF-EZKH: Algoritma (ve Değerlendirme)

Bu bölümde Parçacık Akış Filtresi yaklaşımının EZKH yapısında kullanımı irdelenecek olup filtre bir başka anlatımla ele alınacaktır.

PAF-EZKH yaklaşımında otonom araçların kinematik modellerinden hareketle ortaya çıkarılan ve genel olarak bu araçların konum ve harita bilgilerinden oluşan durum uzay modeli parametrelerinin yukarıda sözü edilen PAF adımları vasıtasıyla tahminleri ve güncellemelerinin yapılarak yöngüdümlü süresince doğru konum belirleme ve ortam haritalaması hedeflenmiştir.

Yukarıda geçtiği gibi yapı temel olarak öncül (prior) ve soncul (posterior) olasılık yoğunluk dağılımlarının logaritmaları arasında geçiş tanımlayan bir homotopy fonksiyonu kullanılır.

Parçacık akışı (exact-particle flow) yaklaşımı ile parçacık filtresi yöntemindeki parçacık ağırlıklandırması ve önem örnekleme içeren iterasyonlar yerine her adımda paralel koşan genişletilmiş kalman filtresinden gelen kovaryans bilgileri kullanılarak bir sonraki adımın parçacıklarına ulaşmak amaçlanır.

Bu çalışmada PAF filtre yapısında, kovaryans bilgileri (denklem (4.6)'da verilen diferansiyel denklemin (PDE) çözümü üzerine ve) GKF yapısından P,R değerlerinin alınmasıyla kullanılmış olup ilgili diğer çalışmalarda farklı bir çok PDE çözümleri ve parçacık örneklerinin kullanımı gibi farklı kovaryans hesapları yapmak da mümkündür [91].

Kullanılan PAF-EZKH algoritmasında, ilk olarak x_0 durumundan n adet parçacık üretimi gerçekleştirilir. Bununla iterasyonlar Kalman tabanlı filtredeki bir state (durum) yerine n durumla gerçekleştirilmiş olur. Ardından $\hat{x}_0$ ve m_0 ortalama; P_0 ise kovaryans olarak belirlenir.

Bu noktadan sonrakiler parçacık akış filtresi tahmin ve güncelleme adımlarını oluşturarak her iterasyonda yenilenecektir. Üretilen n parçacık hareket modeliden geçirilir ve bu değerlerden ölçüm matrisi hesabına girecek olan $\bar{x}_k$ ortalama değerleri bulunur.

Öncül ve soncul olasılık dağılımları arasında tanımlanan homotopi fonksiyonu ile ortaya çıkan λ parametresine bağlı olarak ifade edilen itostochastic differansiyel denklemin çözümü parçacıkların akış miktarlarını belirleyecektir.

Şekil 4.6 ile verilen algoritma yapısında görüldüğü gibi parçacık akış filtresi işlem adımları içinde (kovaryans hesapları için) paralel olarak çalışır. Parçacıkların üretilmesinden hemen sonraki adımda EKF ya da UKF tahmin adımları koşulur.

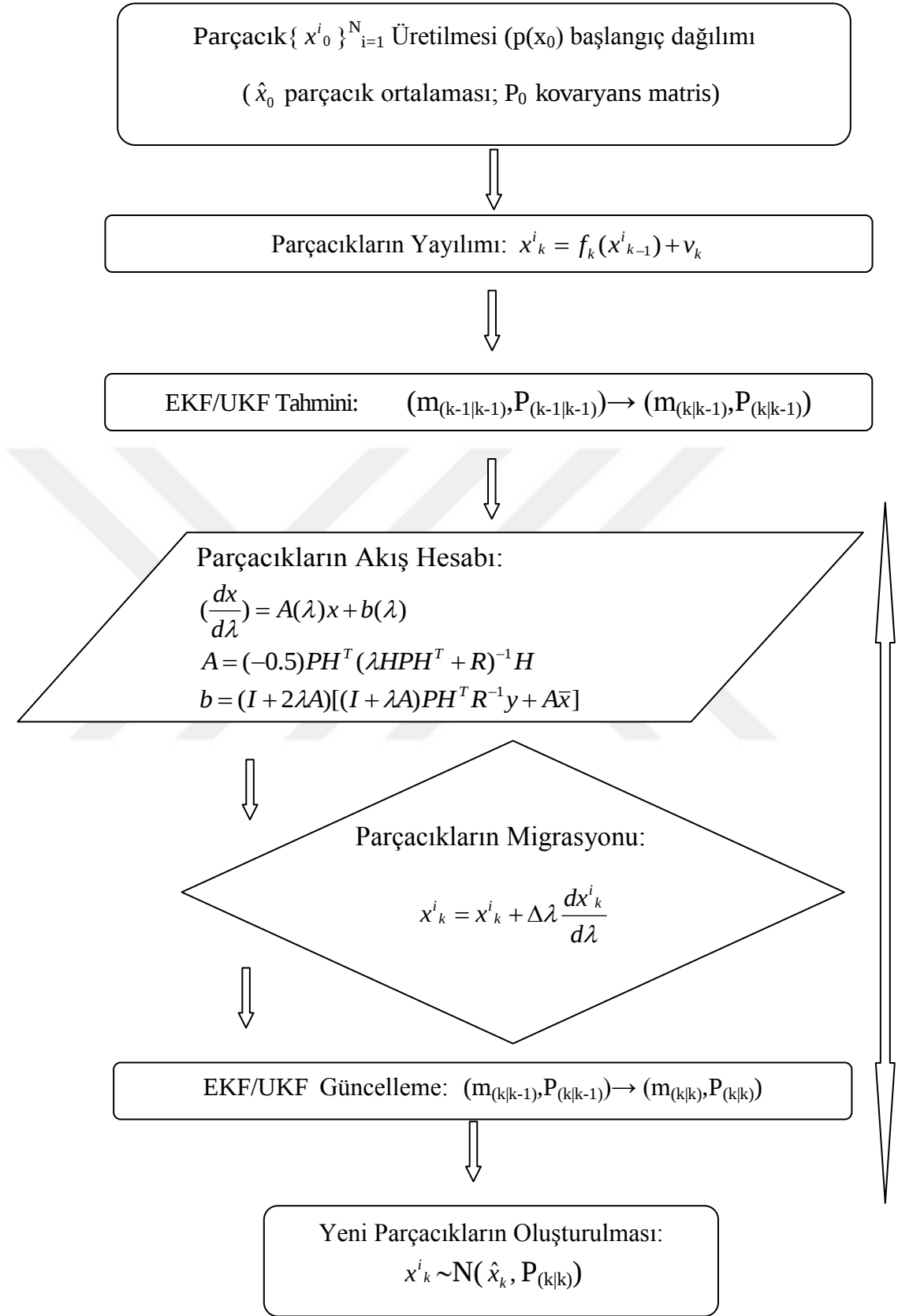
Burada sözü geçen paralel EKF/UKF adımları Şekil 4.6'da verilen algorithmada okuma kolaylığı olması açısından seri biçimde gösterilmiştir.

EKF ya da UKF'de tahmin edilen kovaryans değeri, parçacık akış filtresinde gürültü kovaryansları ve gözlem matrisi ile birlikte parçacıkların akışlarının belirlenmesinde kullanılan A ve b değerlerinin hesaplanmasında kullanılır.

Bu adımlardan sonra başlangıçta üretilen parçacıklar yerine akış miktarlarının eklenmesi ile oluşan yeni parçacıklar işlemlere devam eder. UKF ya da EKF güncelleme adımları işlenir.

Güncellenen parçacıkların ortalaması sonraki iterasyona girer. Algoritmanın böylelikle en hızlı ve doğru bir şekilde son duruma yakınsaması sağlanır.

Farklı bir yaklaşımla parçacık akış filtresi bir sistemin durumunu izlemek için bir parçacık kümesinin zaman içerisinde yayılımını sağlar ancak bunu klasik parçacık filtresinden farklı olarak önem örnekleme (importance sampling) ve öneri yoğunluğu (proposal density) yaklaşımlarını kullanmadan yapar.



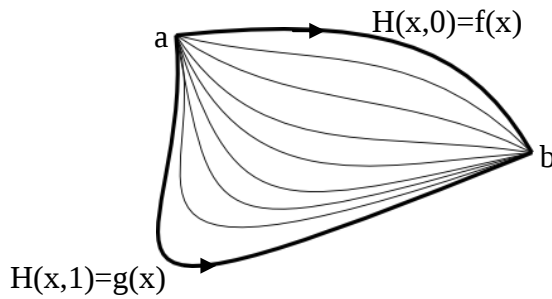
Şekil 4.6 : Parçacık Akış Filtresi Tabanlı EZKH Algoritması [91].

Buradan görülebileceği gibi parçacık akış filtresinin temel amacı; parçacık filtresinde ortaya çıkan parçacık dejenerasyonunu (particle degeneracy) engellemek, bunun için parçacık kümesini/bulutunu (particle cloud) herhangi bir öncül yoğunluktan örnekleme yapmadan hareket ettirmek, başka bir ifadeyle başlangıçta tanımlanan (log)homotopy fonksiyonunu kullanarak öncülden (prior) soncul (posterior) olasılık yoğunluk geçişine (akışına) karşılık gelen bir parçacık akışı tespit etmektir [91].

Bu bölümün sonuç kısmında PAF yapısı ile ilgili ilave bir hususu da anmakta fayda olacaktır. 2015 yılında bu filtre teorisi ile ilgili bir kritik yayınlanmış ve yapı içinde kullanılan bazı hususlara Çizelge 4.1’de özet halinde verilen bazı eleştiriler getirilmiştir [98].

Ardından Parçacık Akış Filtresinin mimarı Fred Daum yayınladığı makalede yine aynı çizelgede sunulan yanıtları vererek filtrenin temel dayanaklarına yönelik eleştirel iddiaları çürütmüştür [99].

Bilindiği gibi $f, g : A \rightarrow B$ uzayına tanımlı sürekli iki fonksiyon olmak üzere $\forall x \in A$ için $H(x,0)=f(x)$ ve $H(x,1)=g(x)$ olacak şekilde bir $H: A \times I \rightarrow B$ sürekli fonksiyonu varsa f, g ’ye homotoptur ve H fonksiyonları da homotopi fonksiyonudur.



Şekil 4.7 : Homotopi Fonksiyonu (H)

Söz konusu araştırmada ortaya atılan iddiada, PAF yapısındaki Itô İstatistiksel Diferansiyel Denkleminin (Itô Stokastik PDE) kullanımı parçacıklar için sıfırdan farklı (non-zero) hız oluşturması nedeniyle (sıfır hız durumu için) homotopi tanımı karşılanmamaktadır. PAF yaklaşımında, Bayes’e karşılık gelen parçacıkların akışı kuralında açıkça gösterildiği gibi sıfır olmayan bir hız vektörüne sahiptir ve parçacıkların hız vektörü fizik veya kontrol teorisi veya taşıma/ulaştırma (transportation) teorisi veya homotopi devamlılık yöntemlerinde her zaman sıfır değildir. İddiada verilen özel durum homotopi tanımını bozmamaktadır.

Çizelge 4.1 : Parçacık Akış Filtresi Hakkındaki Kritik ve Yanıtlar [99].

İddia (Assertion)	Çürütme/Ayrıntı/Sebepler (Rebuttal/Details/Reasons)
PAF yapısındaki Itô İstatistiksel Diferansiyel Denkleminin (Itô Stokastik PDE) kullanımı parçacıklar için sıfırdan farklı (non-zero) hız getiriyor ve bu durum dolayısıyla homotopi tanımı karşılanmıyor.	Buradaki iddia ile (Mallick & Sindhu) sabit bir fonksiyona bir homotopi örneği verilmiştir, ancak akışın istenen hız vektörü için taşıma denklemi çözülmemiştir. Sözü geçen x ve λ parametreleri, (iddiada) hatalı olarak düzgün bir eğri boyunca hareket eden belirli bir parçacık için “bağımsız değişkenler” olarak kabul edilmiştir. Posteriori yoğunluğundan önceki log-homotopi fonksiyonu ise basit bir genel tanımlamadır; fantezi topoloji gerekli değildir. Parçacıkların hız vektörü fizik veya kontrol teorisi veya taşıma teorisi veya homotopi devamlılık yöntemlerinde her zaman sıfır değildir. Buradaki iddiada özellikle ulaştırma/ulaşım (transportation) denklemi ve teorisi dikkate alınmamıştır. Bayes’e karşılık gelen parçacıkların akışı kuralda açıkça gösterildiği gibi sıfır olmayan bir hız vektörüne sahiptir.
Normal şartlarda öncül tahmin yoğunluğu Fokker-Planck denkleminde kullanılmakla birlikte, önerilen PAF’de soncul olasılık yoğunluğu kullanılmıştır ve bu geçersizdir.	Doğrusal olmayan filtrelerin çoğunda, Fokker-Planck denkleminin, durum vektörünün tahmin edilen olasılık yoğunluğunu hesaplamak için kullanıldığı doğrudur, ancak bu, her zaman bu şekilde kullanılmasının gerektiği anlamına gelmez. Bir çok probleme uyarlanmış farklı versiyonları mevcut olan Fokker-Planck denklemi burada yaygın/normal uygulamalarından farklı standart olmayan bir şekilde kullanılıyor. Taşıma (transportation) teorisi, (mevcut) yazında da açıklandığı gibi bir yoğunluktan diğerine parçacık akışını hesaplamak için Fokker-Planck denklemi kullanıma dayanır. Bu nedenle yöntem içinde (herhangi) bir yoğunluktan diğerine kullanım tercihi yapmak mümkündür.
Aynı ölçüm PAF tarafından birçok kez işlenmektedir ve bir parçacık ile ölçüm gürültüsü arasındaki korelasyon göz ardı edilmiştir.	Her bir ölçüm, farklı her bir ayrı ölçüm süresinde Bayes kuralını hesaplamak için bir kez kullanılmaktadır. Bayes kuralı gürültü ve durum vektöründeki hatalar arasındaki ilişkiyi (korelasyon) doğru olarak hesaplar ve bu hesaplama süreci aşamalı olarak küçük adımlara bölerek yapmaktadır. Bu yaklaşım, tüm “ Progresif Bayes” algoritmalarının temel fikri olup gürültü ve durum vektörü arasındaki doğru korelasyon ve parçacık akışının Bayes kuralına karşılık geldiğini ilgili diğer yayınlarda kanıtlanmıştır.

Diğer bir iddiada normal şartlarda öncül tahmin yoğunluğu Fokker-Planck denkleminde kullanılmakla birlikte, önerilen PAF'de soncul olasılık yoğunluğu kullanıldığı ve bu durumun geçersiz olduğu söylenmiştir. Ancak verilen yanıtta, bir çok probleme uyarlanmış farklı versiyonları mevcut olan Fokker-Planck denkleminin PAF içerisinde yaygın uygulamalarından farklı standart olmayan bir şekilde kullanılarak öncül yerine soncul olasılık yoğunluğu kullandığı ve bu durumun denklem tanımına uygun düştüğü belirtilmiştir.

Son olarak aynı ölçüm PAF tarafından birçok kez işlendiği ve bir parçacık ile ölçüm gürültüsü arasındaki korelasyon göz ardı edildiği ifade edilmiş fakat buna karşılık her bir ölçümün, farklı her bir ayrı ölçüm süresinde Bayes kuralını hesaplamak için bir kez kullanılmakta olduğuna, Bayes kuralının ise gürültü ve durum vektöründeki hatalar arasındaki ilişkiyi (korelasyon) doğru olarak ve süreci küçük adımlara bölerek (aşamalı) hesapladığına vurgu yapılmaktadır.

Çalışmada kovaryans bilgileri için genel bir yaklaşım olarak her ne kadar GKF tercih edilmiş olsa da (genişletilmiş yerine dağıtılmış Kalman filtresi kullanımının hatta) sıkıştırılmaz-incompressible ($div(d\psi)=0$ Denklem 4.28) ya da diğer (yeni) parçacık akış filtresi yaklaşımlarında olduğu gibi farklı diferansiyel denklem çözümleri ve (GKF/DKF olmadan) parçacık örneklerini kullanmak gibi farklı (süreç ve gözlem) kovaryans ve matris (P,H,R) hesapları yapmanın mümkün olduğu söylenebilir. Bunların herbirinde birbirinden farklı kabuller yapılmış olmakla birlikte hesap kolaylıkları ve performanslarında farklılık gösterebilirler [91].

$$\frac{dx}{d\lambda} = \frac{(\partial \log \phi / \partial x)^T}{\|\partial \log \phi / \partial x\|^2} \log h \quad \frac{dx}{d\lambda} = \left(\frac{\partial^2 \log \phi}{\partial x^2} \right)^{-1} \left(\frac{\partial \log h}{\partial x} \right)^T \quad (4.28)$$

4.4 Sonuç

Araştırmamızın ana teması olan Parçacık Akış Filtresi (PAF) yapısı benzerleri gibi belirsizlik altında kestirim yapan bir filtre yaklaşımı olup bir başlangıç durumu etrafında oluşturduğu parçacık kümesinin (particle cloud) yapılan gözlem ve özellikle GKF kovaryans tahminlerini kullanarak en hızlı ve doğru bir şekilde yakınsama amaçlamakta ve bunu yaparken benzeri olan parçacık filtre yapısındaki ağırlıklandırma, önem örnekleme (importance sampling) ve belirsizliği düşük algılayıcılarda daha sık görülen dejenerasyonun kaynağı olan yeniden örnekleme

(resampling) adımlarını ortadan kaldırarak hesaplanan parçacık akışları ile veri birleştirmeyi de bünyesine alan bir algoritmadır.

İlgili çalışmalarında [88-91] yönteminin yazarları tarafından bildirilen sonuçlara göre PAF, hesaplamada ve doğrulukta doğrusal olmayan diğer filtrelerden çok daha iyi performans göstermekte ve aynı tahminde bulunan doğrusal olmayan EKF'den yaklaşık iki kat fazla doğruluk ve 7 kat hızlı yakınsama sağlamaktadır.

Bu yorum/değerlendirme, bu araştırma ile Parçacık Akış Filtresi (PAF) yapısı EZKH problemi için yazında ilk kez ortaya koyma düşüncesine motivasyon olmuştur.

Sonuçta özet halinde ifade etmek gerekirse; bu bölüm ile temel yapısı güçlü olan ve belirsizlik altında tahmin kestirimcilerin yaşadığı sorunlara çözüm konusunda iddialı bir biçimde ortaya çıkan parçacık akış filtresinin, dayanakları, çözüm önerileri ve matematik modeli verilmiş, filtrenin çalışma mantığı ile EZKH problemi uyarlaması aktarılmış ve bu araştırmanın benzetimlerinde kullanılacak algoritma versiyonu akış şeması ile ortaya konularak bir sonraki bölümde uygulanan PAF-EZKH problemi için zemin oluşturulmuştur.



5. BENZETİM ÇALIŞMALARI VE SONUÇLARI

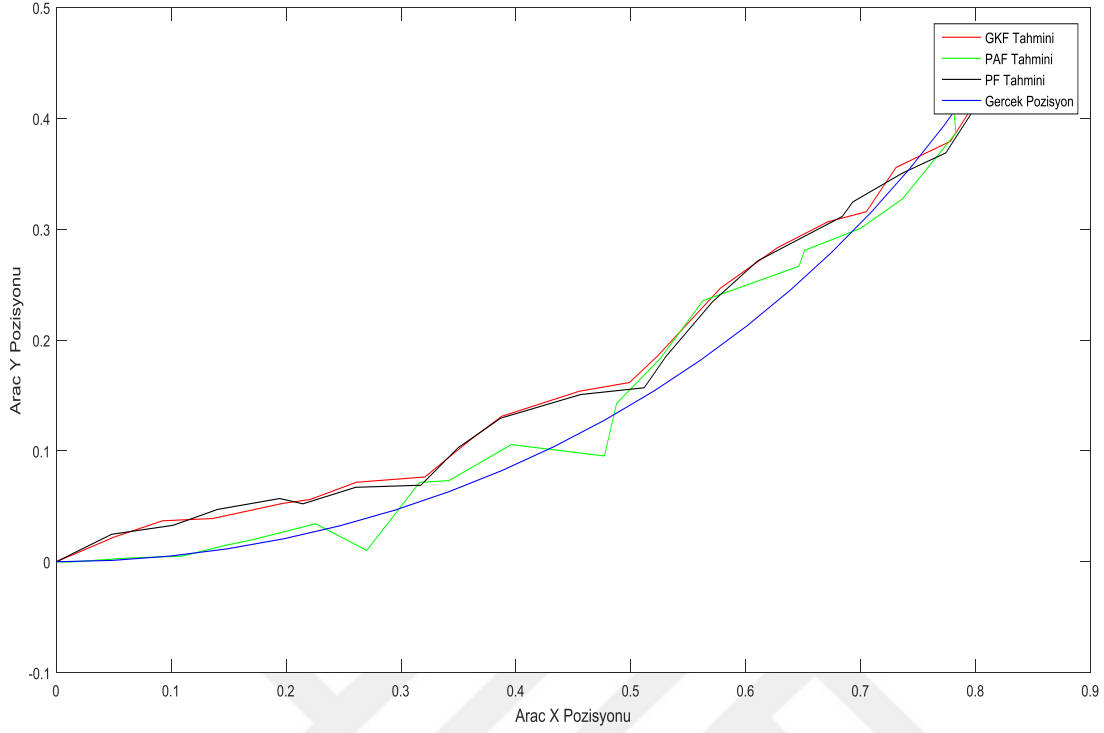
5.1 Giriş

Bu bölümde daha önce teorik ve matematik olarak ortaya konulmuş olan parçacık akış filtresi tabanlı EZKH yapısının performansı; değişik parçacık sayısı, akış adım büyüklüğü, hareket ve ölçüm gürültüleri/belirsizlikleri, araç ve sensör sayı/konum/tipleri, seyrüsefer güzergahı ve süresi gibi farklı değişkenler ve senaryolar içeren birçok ayrı benzetim ortamında belirlenerek özet halinde sunulmuştur. Algoritmanın tutarlılığını belirlemek için farklı konfigürasyonlardaki bilgisayarlar kullanılarak gerçek zamanlı uygulamalarda çok önemli olan ortalama işlem süresi ile birlikte sistem parametrelerinin değişimleri ve hataların etkisi karşılaştırmalı olarak belirlenmeye çalışılmıştır. Paralel/dağıtılmış işlem denemelerine ait sonuçlar ise 7. Bölümde ayrıca değerlendirilecektir.

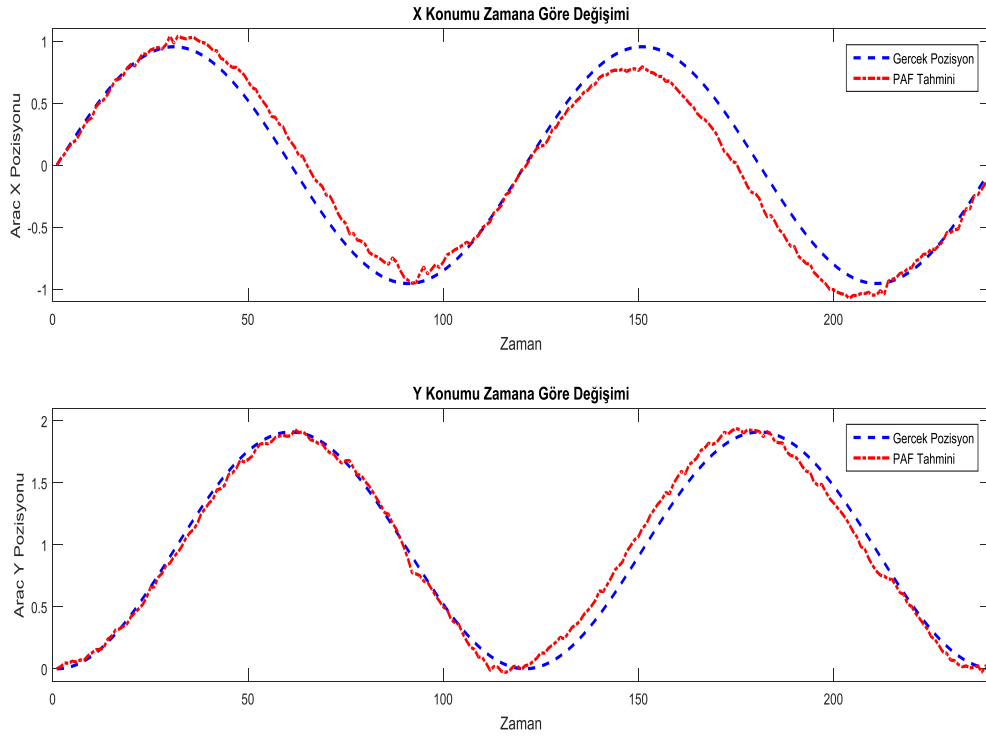
5.2 İnsansız Kara Sistemleri için Parçacık Akış Filtresi Benzetim Sonuçları

Gürültü kovaryansları, parçacık sayısı, adım büyüklüğü gibi parametrelere bağlı olan örnek bir senaryo dahilinde genişletilmiş Kalman, parçacık ve parçacık akış filtresi yapıları kullanılarak otonom bir karasal araç için eğrisel bir güzergahta gerçekleştirilen eş zamanlı konum belirleme ve haritalama sonuçları/performansları bu bölüm içerisinde verilmiştir.

Şekil 5.1’de aracın gerçek konumuna en yakın tahminlerin parçacık akış filtresi yöntemi ile elde edildiğini görülmektedir. Benzetimler süresince bir AGV için elde edilen ortalama ve toplam hata metrikleri de Çizelge 7.2’de görüldüğü gibi yöntemin üstünlüğünü doğrulamaktadır. Ayrıca bir başka bakış açısından parçacık akış filtresi tahminlerinin bir kontrol algoritması şeklinde gerçek pozisyon değeri etrafında değiştiği görülmektedir.

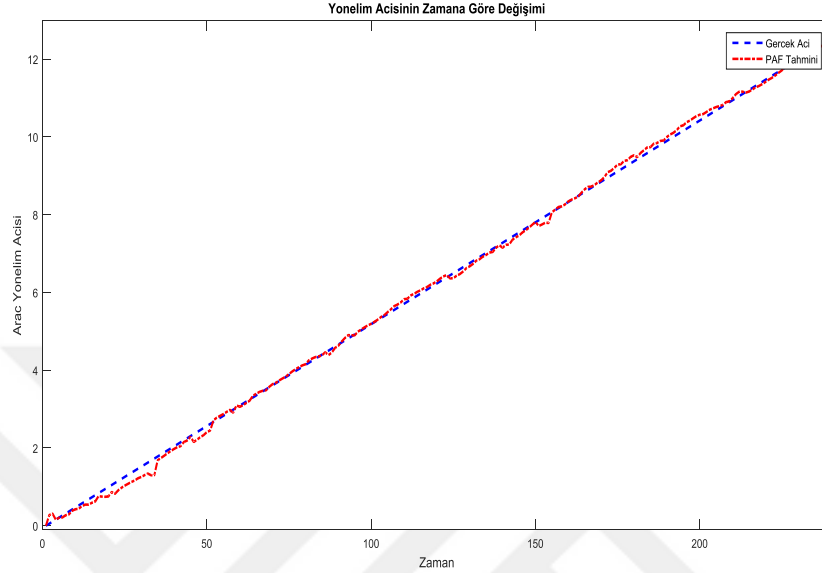


Şekil 5.1 : İnsansız Kara Sistemleri için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Pozisyon Tahmini ve Karşılaştırmalar.



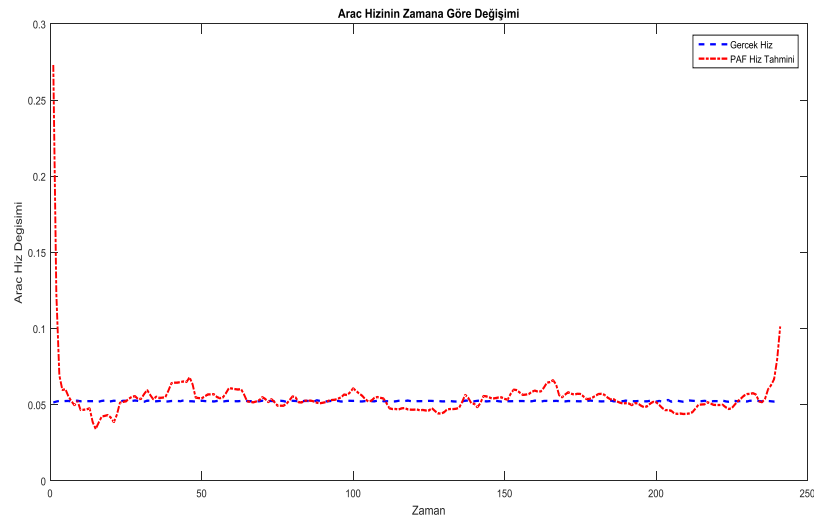
Şekil 5.2 : İKS için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi: (a) X konumu, (b) Y Konumu Zamana Göre Değişimleri.

Parçacık Akış Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama benzetimi boyunca araç konum ve yönelim açısı değişimi Şekil 5.2 ve 5.3’de verildiği gibidir. Sonuçlar yapının tahminlerindeki yakınsama başarısının görsel ifadesi olup hata metrik değerleri 7.bölümde sunulmuştur.



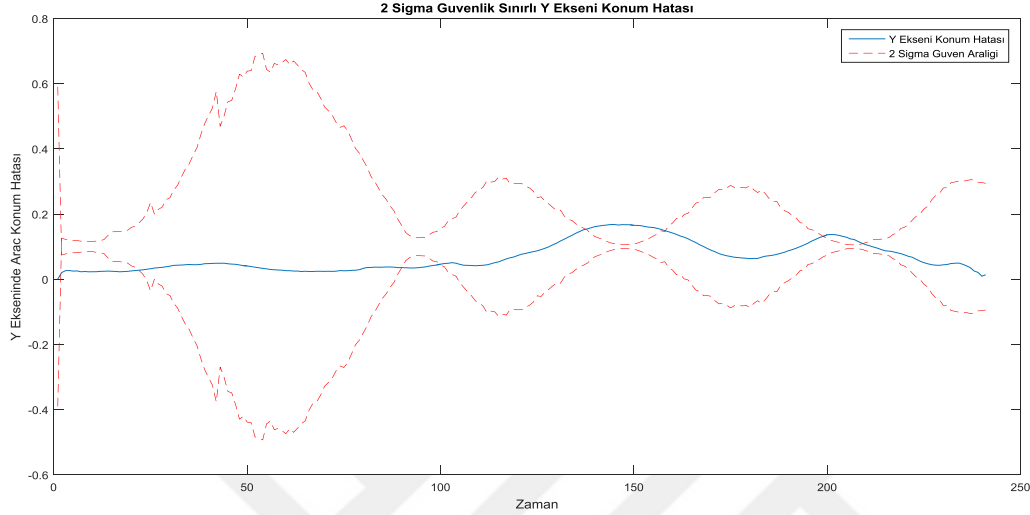
Şekil 5.3 : İKS için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Araç Yönelim Açısı Değişimi.

Parçacık Akış Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın konumuna bağlı olarak türetilen hızın zamanla değişimi ise Şekil 5.4’de’de verildiği gibi olup bu değerler araca ait temel pozisyon verilerinin ve sabit hareket hızının başarılı tahmin edildiğini göstermektedir.



Şekil 5.4 : İKS için PAF tabanlı EZKH – Araç Hız Değişimi.

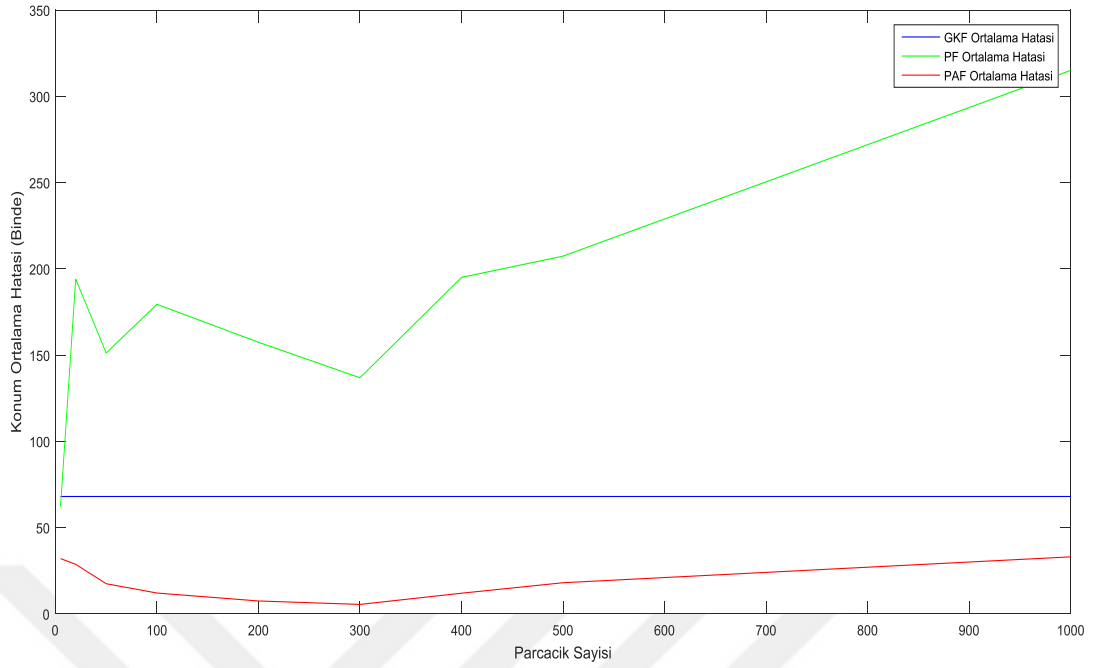
Parçacık Akış Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın Y eksen konumunun tahmininde ortaya çıkan hata Şekil 5.5’de verildiği gibidir. Şekilde Y değişkeni (ekseni) aracın düzlemde y koordinatını temsil etmekte olup mavi çizgiler hata miktarını kırmızı çizgiler ise güvenilirlik aralığını temsil etmektedir.



Şekil 5.5 : İKS için PAF tabanlı EZKH Araç Y eksen Konum Hatası.

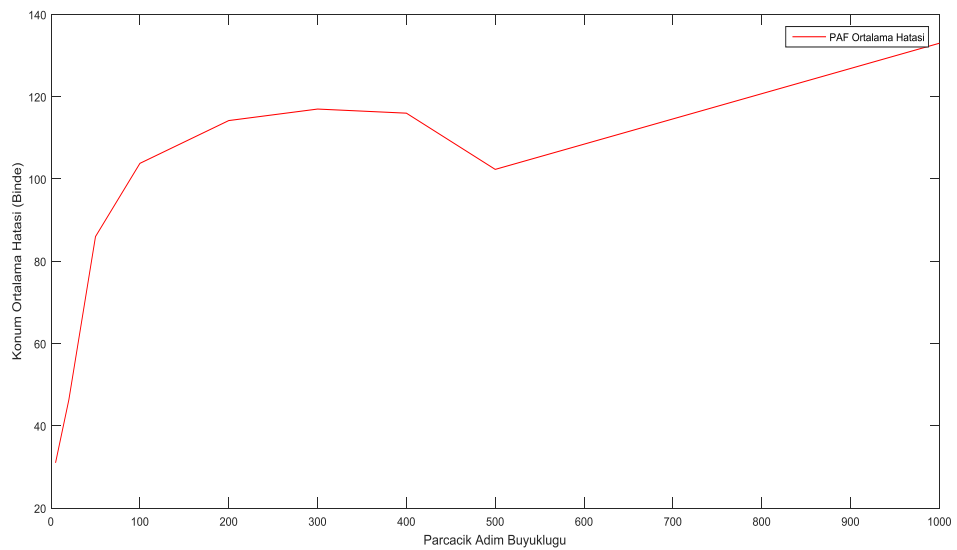
GNSS olmadığı ortam şartları düşünüldüğünde bir kara aracı (robot) için gerçekleştirilen PAF tabanlı EZKH benzetiminde genel sonuçlar AGV position ve hız hatasının belli bir süre için kabul edilebilir bir seviyede kaldığını göstermiştir ancak uzun süren benzetimler gerçekleştiğinde biriken hata nedeniyle 2σ güvenilirlik sınırlarından uzaklaşılabildiği de gözlemlenmiş olup olası sebepler 6.Bölümde değerlendirilecektir.

Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada tahmin yöntemlerinin ürettiği ortalama hataların parçacık sayısı değişimine bağlı değişimleri Şekil 5.6’da verildiği gibi olup bu değerler belirli gürültü kovaryansları ve parçacık akış filtresi için sabit adım büyüklüğü alınarak elde edilmiştir. Buna göre ideal parçacık sayısı genel olarak 100 ile 500 arasında görülmüş ancak yöntemler için ortaya çıkan işlem yükü değerlendirme dışında tutulmuştur. Bununla birlikte artan parçacık sayısının ilave işlem yükü getireceği aşıkardır.



Şekil 5.6 : İKS için EZKH Tahmin Yöntemleri Hatalarının Parçacık Sayısına Bağlı Değişimi.

Parçacık akış filtresinde güncelleme adımı içinde yer alan parçacıkların migrasyon miktarlarının filtrenin tahmin performansına etkisinin belirlenmesi adına tekrarlı benzetimlerle belirlenmeye çalışılan akış adım büyüklüğünün değişim etkisi ise Şekil 5.7’de verildiği gibi olup adım büyüklüğünün 50’den küçük olduğu değerlerde hatanın daha az oluştuğunu söylemek mümkündür.



Şekil 5.7 : İKS için Parçacık Akış Adımı Büyüklüğü Değişimi ve Performans.

Burada adım büyüklüğünün artmasının tahmin hatası üzerinde azaltıcı etkisi olmadığı görüldüğü gibi bunun işlem yükünü arttıracak şüphesizdir.

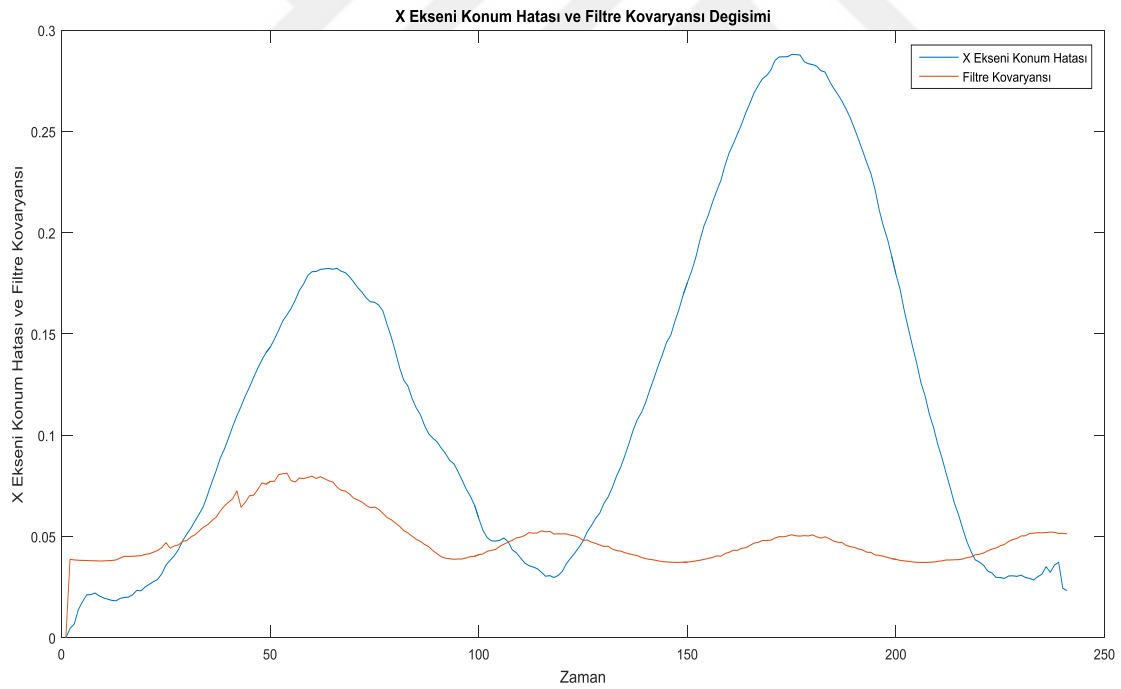
İşlem yükü (computational complexity) ile ilgili daha ayrıntılı analizler yedinci bölümde sunulmuştur.

Genel benzetim sonuçlarından sonra durum tahminini sağlayan filtrenin ortaya çıkardığı araç x eksen konumunun tahmin hatası ve EZKH filtre kovaryansının zamanla değişimini incelemek hata sebep analizi açısından farklı bir bakış açısı sağlayabilir.

Şekil 5.8 ile sunulan analizde x eksen konum hatası mavi kesikli çizgi ve filtre kovaryansı kırmızı nokta ve kesikli çizgi ile gösterilmiştir.

Konum hatasının arttığı anlarda filtre kovaryansının değişimi göze çarpmakta olup hatanın genelde kovaryans değerinden daha büyük olduğu söylenebilir.

Hata kovaryans ilişkisi de yine Bölüm 6’da ayrıntılı olarak tartışılacaktır.

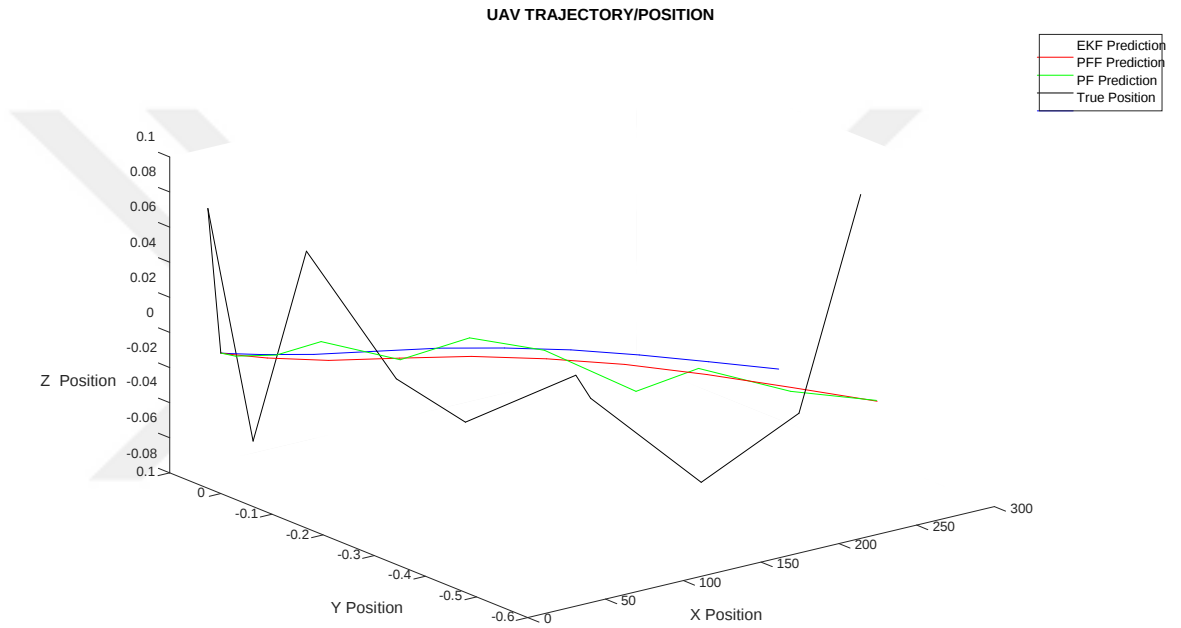


Şekil 5.8 : İKS için X Eksen Konum Hatası ve Filtre Kovaryansı.

5.3 İnsansız Hava Sistemleri için Parçacık Akış Filtresi Benzetim Sonuçları

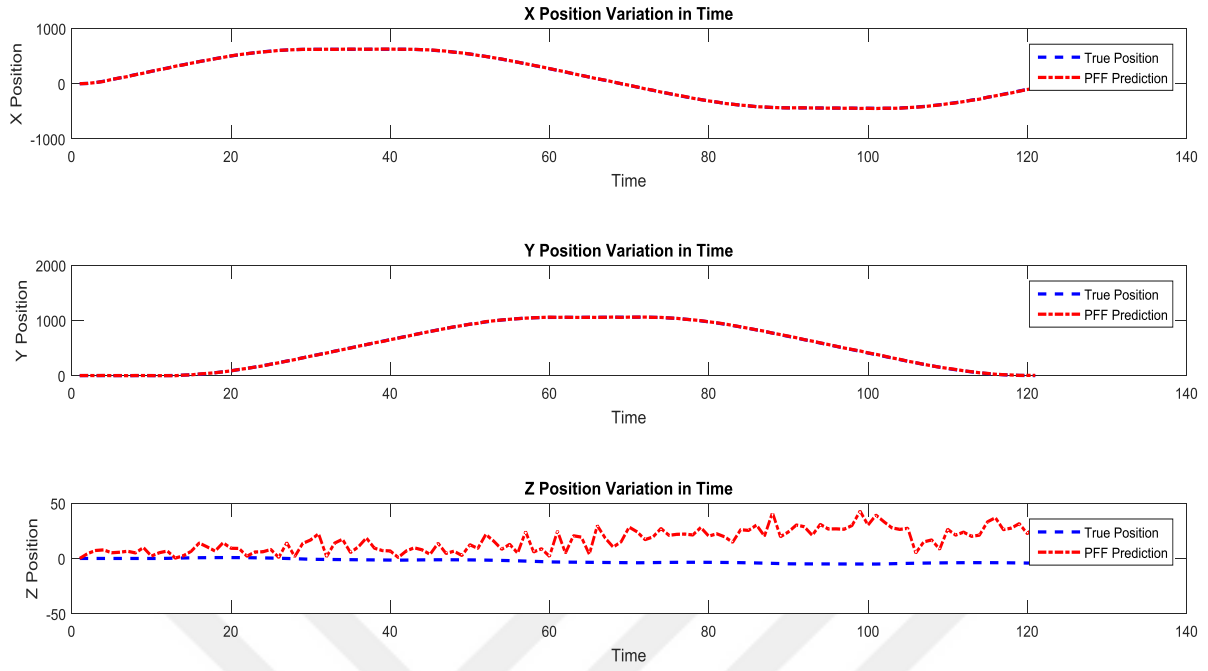
İnsansız Hava Sistemi yapısı için gürültü kovaryansları, parçacık sayısı, adım büyüklüğü gibi parametrelere bağlı olan örnek bir senaryo dahilinde genişletilmiş Kalman, parçacık ve parçacık akış filtresi yapıları kullanılarak eğrisel bir güzergahta gerçekleştirilen bir eş zamanlı konum belirleme ve haritalama performansları Şekil 5.9’da verilmiştir.

Burada aracın gerçek konumuna en yakın tahminlerin parçacık akış filtresi yöntemi ile elde edildiğini görülmektedir.



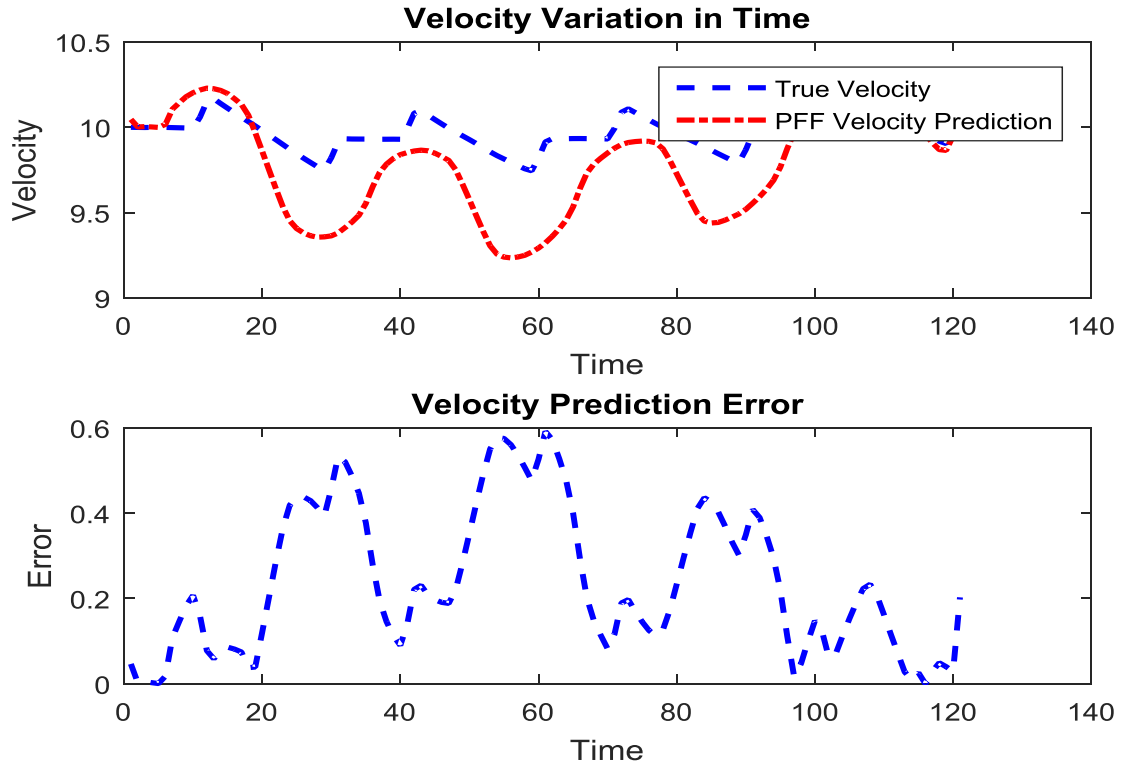
Şekil 5.9 : İnsansız Hava Sistemleri için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Pozisyon Tahmini ve Karşılaştırmalar.

Şekil 5.9’da aracın gerçek konumuna en yakın tahminlerin parçacık akış filtresi yöntemi ile elde edildiğini görülmekte olup benzetimler süresince elde edilen ortalama ve 6.Bölüm’de verilen toplam hata metrikleri de yöntemin üstünlüğünü doğrulamaktadır.



Şekil 5.10 : İHS için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi.

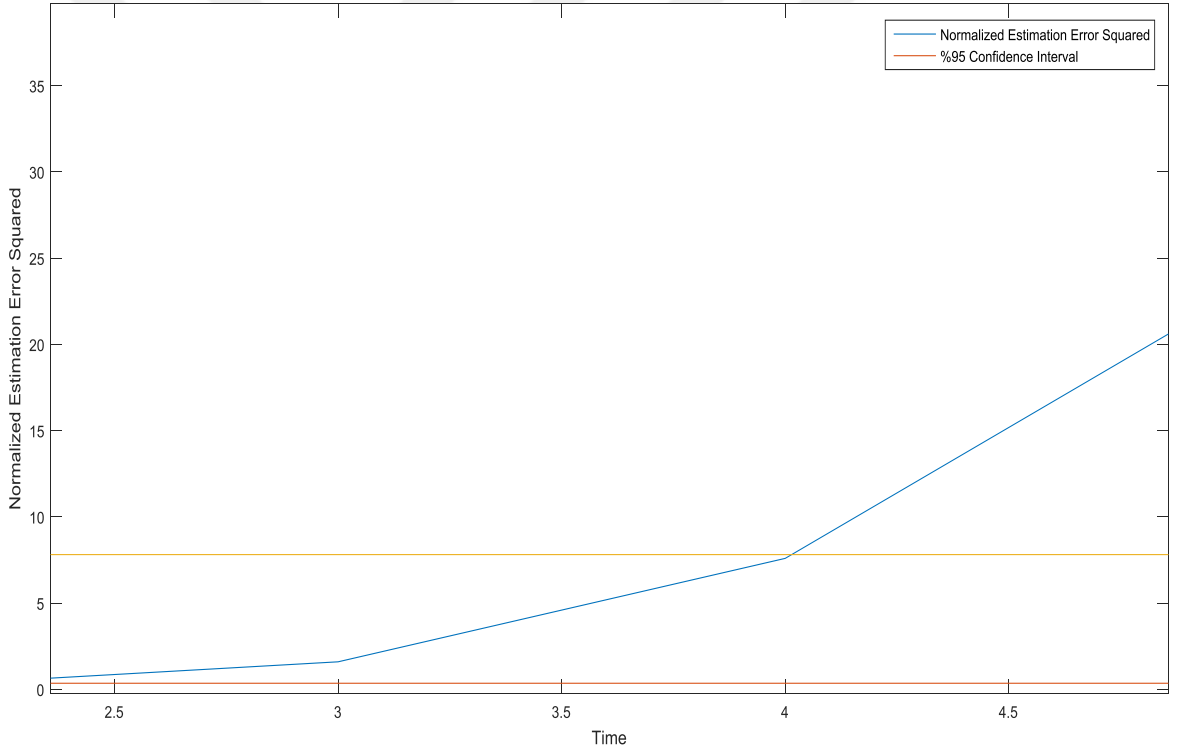
Parçacık Akış Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada araç konum ve hız değişimleri Şekil 5.10 ve 5.11’de verildiği gibidir.



Şekil 5.11 : İHS için Parçacık Akış Filtresi tabanlı EZKH Araç Hız Değişimi/Hatası.

Yukarıda verilen sonuçlar incelendiğinde İHS tabanlı PF-EZKH (ya da PF-U-EZKH) yaklaşımının genel olarak pozisyon tahminlerinde başarılı olduğu ancak z ekseninde ortaya çıkan bir miktar hatalı gibi gözükten tahminlerin kabul edilen sabit irtifa uçuş senaryosu gereği bu değer etrafındaki (nispeten küçük) dalgalanmalar olduğu görülecektir.

Parçacık Akış Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada x durumu için aracın normalize tahmin hata kareleri ise Şekil 5.12’de verildiği gibidir. Bu değerle ilgili ayrıntılar tutarlılık ve gözlenebilirlik analizlerinin verildiği 6. Bölüm’de ele alınacak olup burada yukarıda değinilen başarılı tahminlere rağmen normalize tahmin hata karesi değerinin benzetim boyunca (skala nedeniyle en altta kalan) güven aralığından uzaklaşarak seyretmesi dikkat çeken bir durumdur.



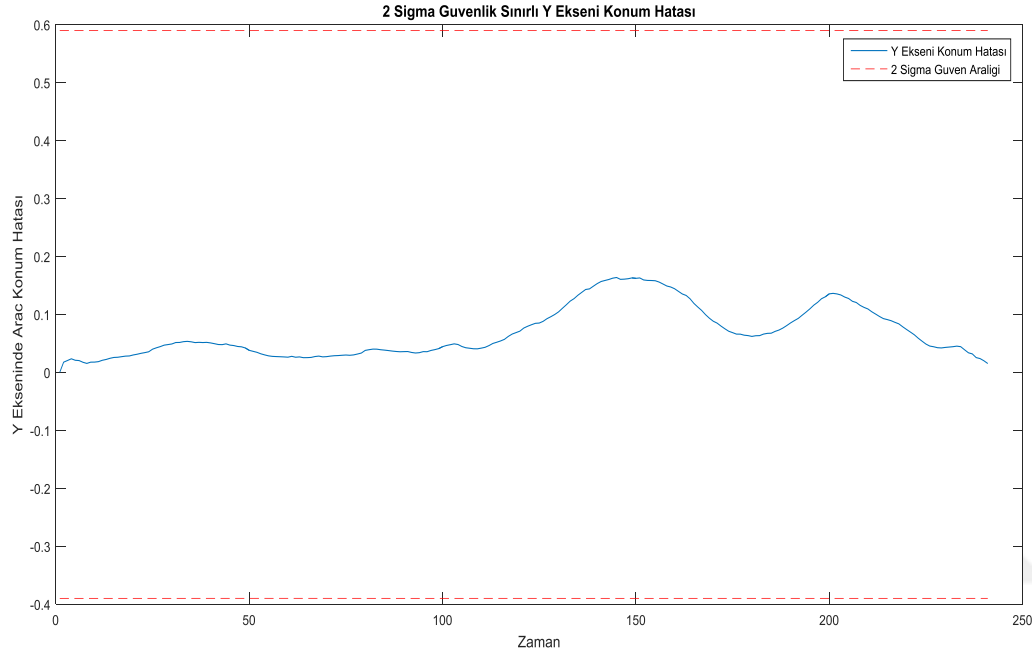
Şekil 5.12 : İHS için PAF tabanlı EZKH – Normalize Tahmin Hata Kareleri.

GNSS olmadığı ortam şartları düşünüldüğünde bir hava aracı için gerçekleştirilen PAF tabanlı EZKH benzetiminde genel olarak sonuçların UAV position ve hız hatalarının belli bir süre için kabul edilebilir bir seviyede kaldığını ancak uzun süren benzetimler gerçekleştirildiğinde ise biriken hata nedeniyle 2σ güvenilirlik sınırlarından uzaklaşılabildiğini göstermiştir.

Parçacık Akış Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın y eksenini konumunun tahmininde ortaya çıkan hata Şekil 5.13’de verildiği gibidir.

Şekilde y değişkeni (ekseni) aracın düzlemde y koordinatını temsil etmekte olup mavi çizgiler hata miktarını kırmızı çizgiler ise güvenilirlik aralığını temsil etmektedir.

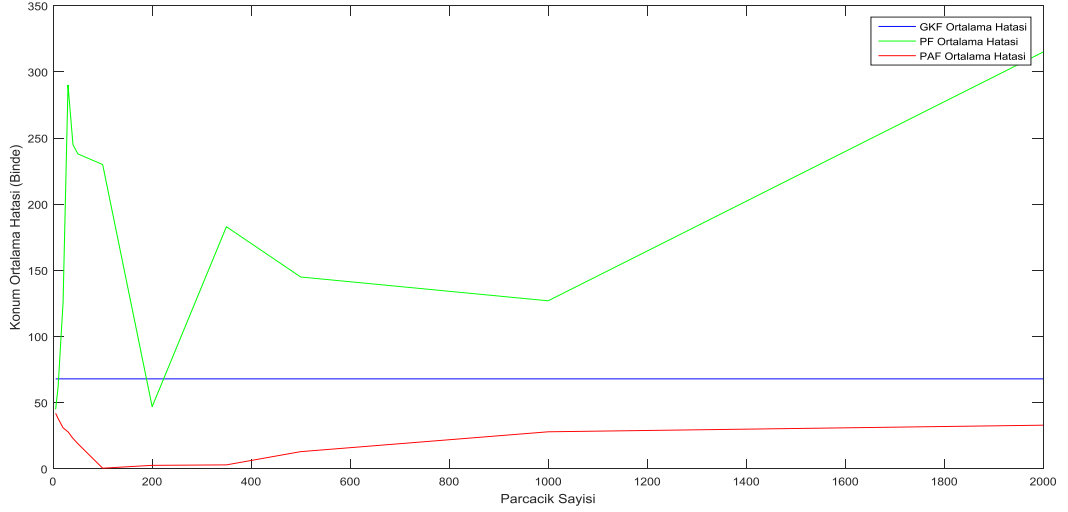
Burada y eksenini pozisyon tahminlerinin az hatalı ve güven aralığı içinde kaldığı görülmektedir.



Şekil 5.13 : İHS için PAF tabanlı EZKH Araç Y eksenini Konum Hatası.

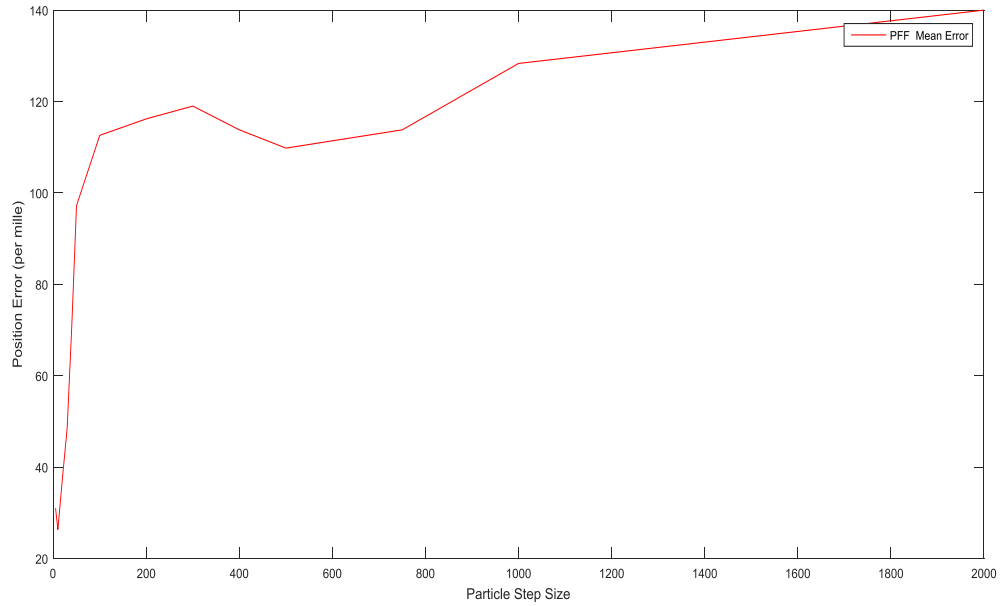
Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada tahmin yöntemlerinin ürettiği ortalama hataların parçacık sayısı değişimine bağlı değişimleri Şekil 5.14’de verildiği gibi olup bu değerler belirli gürültü kovaryansları ve parçacık akış filtresi için sabit adım büyüklüğü alınarak elde edilmiştir.

Buna göre ideal parçacık sayısı genel olarak 100 ile 500 arasında görülmüş olup artan parçacık sayısının ilave işlem yüküne rağmen tahminlerde büyük bir iyileştirme getirmediği farkedilmektedir.



Şekil 5.14 : İHS için EZKH Tahmin Yöntemleri Hatalarının Parçacık Sayısına Bağlı Değişimi.

Bir İHS EZKH sisteminde parçacık akış filtresinin güncelleme adımı içinde yer alan parçacıkların migrasyon miktarlarının filtrenin tahmin performansına etkisinin belirlenmesi adına tekrarlı benzetimlerle belirlenmeye çalışılan akış adım büyüklüğünün değişim etkisi ise Şekil 5.15’de verildiği gibi olup adım büyüklüğünün 50’den küçük olduğu değerlerde hatanın daha az oluştuğunu söylemek mümkündür ve adım büyüklüğünün artmasının tahmin hatası üzerinde azaltıcı etkisi olmadığı görülmekle beraber bu durumun işlem yükünü arttıracığı şüphesizdir.



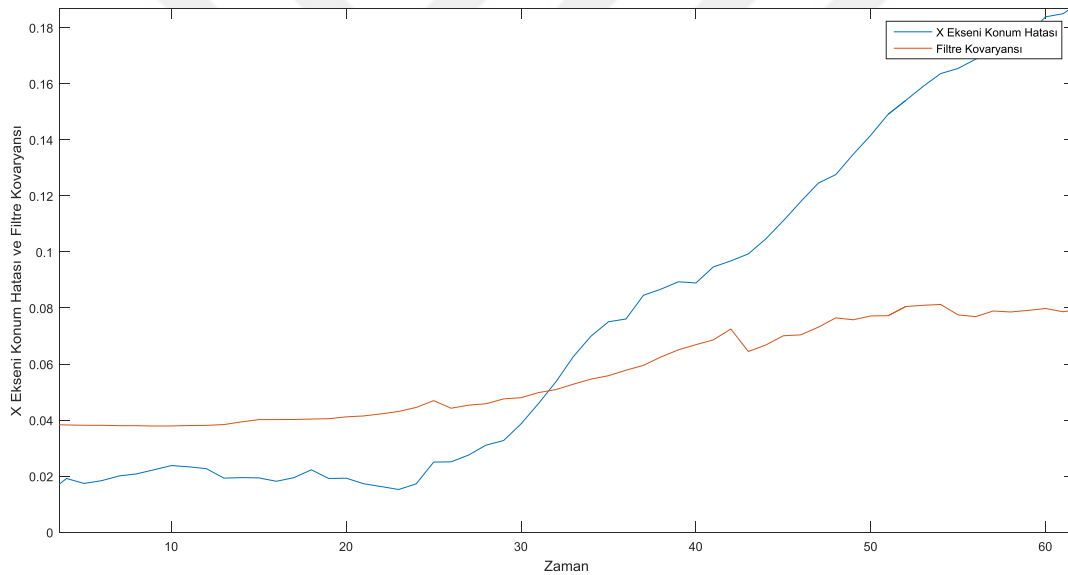
Şekil 5.15 : İHS için Parçacık Akış Adımı Büyüklüğü Değişimi ve Performans.

Genel benzetim sonuçlarından sonra durum tahminini sağlayan filtrenin ortaya çıkardığı araç x eksen konumunun tahmin hatası ve EZKH filtre kovaryansının zamanla değişimini incelemek hata sebep analizi açısından farklı bir bakış açısı sağlayabilir.

Şekil 5.16 ile sunulan analizde x eksen konum hatası mavi kesikli çizgi ve filtre kovaryansı kırmızı çizgi ile gösterilmiştir.

Konum hatasının arttığı anlarda filtre kovaryansının değişimi ve hata değerinden düşük kaldığı göze çarpmaktadır.

Yine tahmin hatasının genel seyirde kovaryans değerinden daha büyük olduğu söylenebilir ki bu durum ilerleyen bölümlerde ele alınacak olan filtre tutarlılık analizlerini gerektirmektedir.

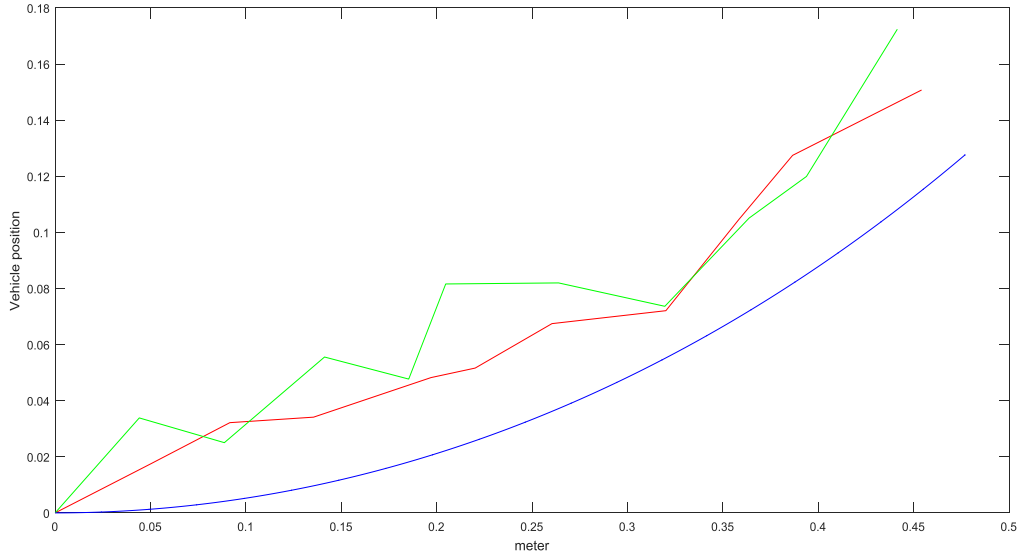


Şekil 5.16 : İHS için X Eksen Konum Hatası ve Filtre Kovaryansı.

5.4 İnsansız Kara Sistemleri için Parçacık Filtresi Benzetim Sonuçları

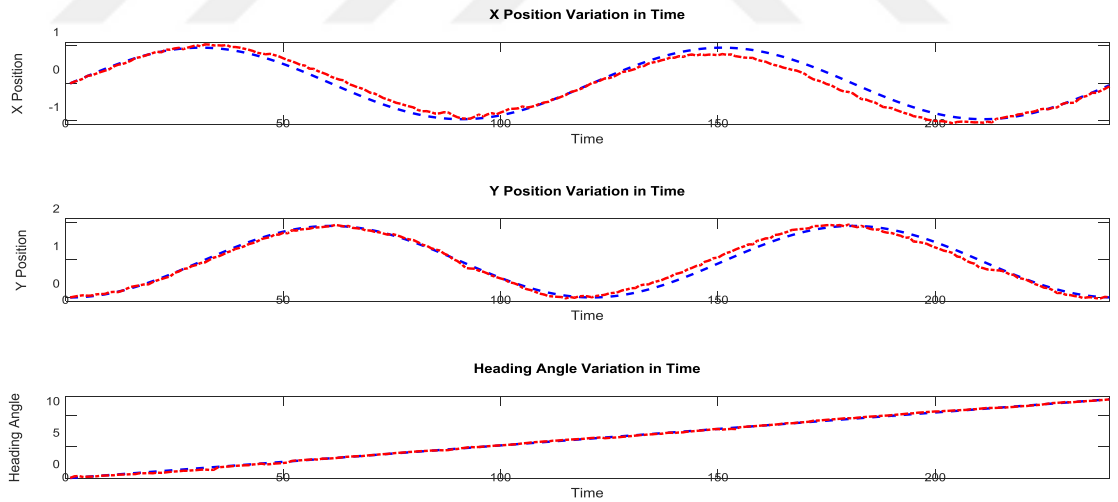
Bu bölümde insansız bir karasal araç modeli ve algılayıcı kullanılarak parçacık akış filtresi aracılığı ile tahminde bulunan bir EZKH yaklaşımına ait benzetim sonuçları verilecektir.

Daha önce geçtiği gibi amaç bu araştırmanın amacı olan parçacık akış filtresi ile elde edilen ayrıntılı benzetim sonuçlarıyla daha net bir karşılaştırma sağlamaktır.



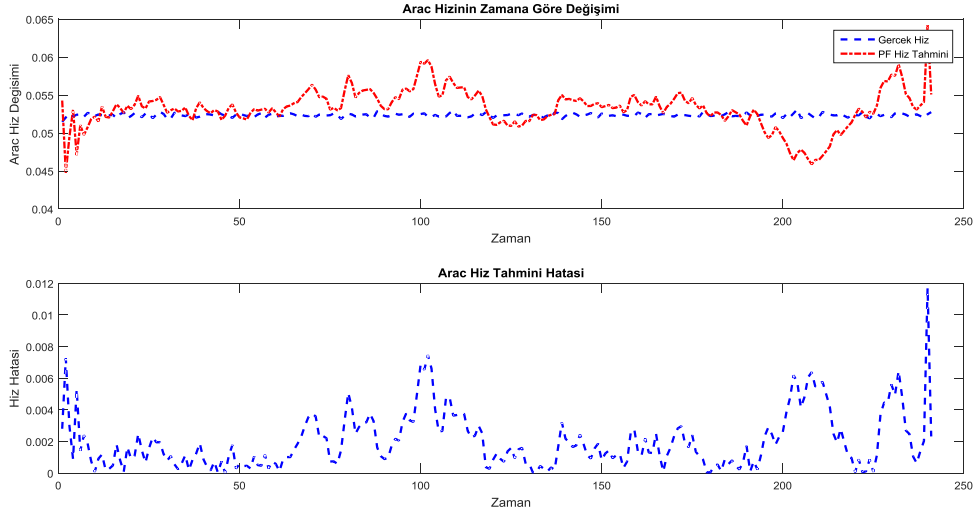
Şekil 5.17 : İKS için Parçacık Filtresi tabanlı EZKH Araç Pozisyonu.

Parçacık Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada karasal aracın hareket değişimi karşılaştırma amaçlı Şekil 5.17’de (burada mavi gerçek değer, yeşil PF, kırmızı ise PAF hesaplamasıdır), pozisyon (konum ve yönelim açısı) değişimi ise 5.18’de verildiği gibidir.



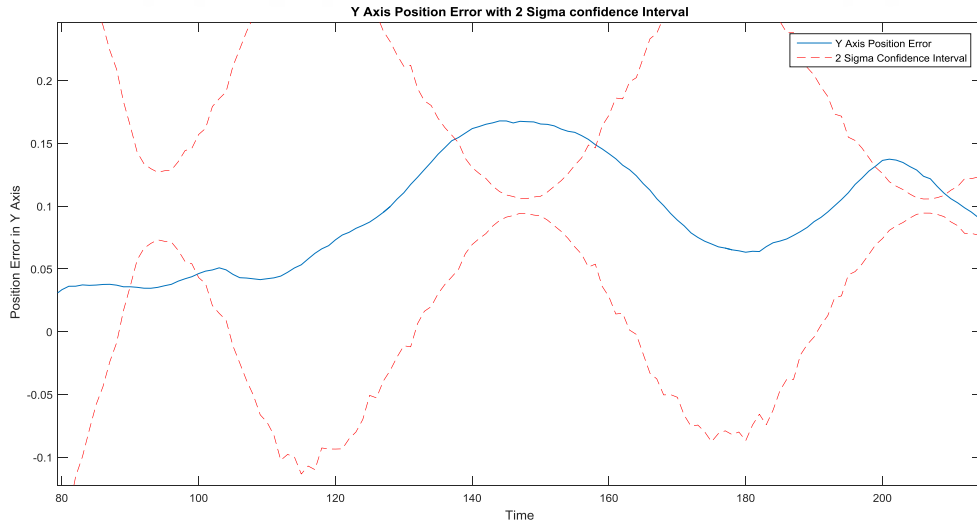
Şekil 5.18 : İKS için Parçacık Filtresi tabanlı EZKH Araç Pozisyonu Değişimi.

Parçacık Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın konumuna bağlı olarak türetilen hızın zamanla değişimi ise Şekil 5.19’da verildiği gibidir.



Şekil 5.19 : İKS için PF tabanlı EZKH – Araç Hız Değişimi.

GNSS olmadığı ortam şartları düşünüldüğünde bir kara aracı (robot) için gerçekleştirilen PF tabanlı EZKH benzetiminde sonuçların AGV position ve hız hatasının belli bir süre için kabul edilebilir bir seviyede kaldığını ancak uzun süren benzetimler gerçekleştirildiğinde ise biriken hata nedeniyle 2σ güvenilirlik sınırlarından uzaklaşılabildiğini göstermiştir.



Şekil 5.20 : İKS için PF tabanlı EZKH Araç Y eksenini Konum Hatası.

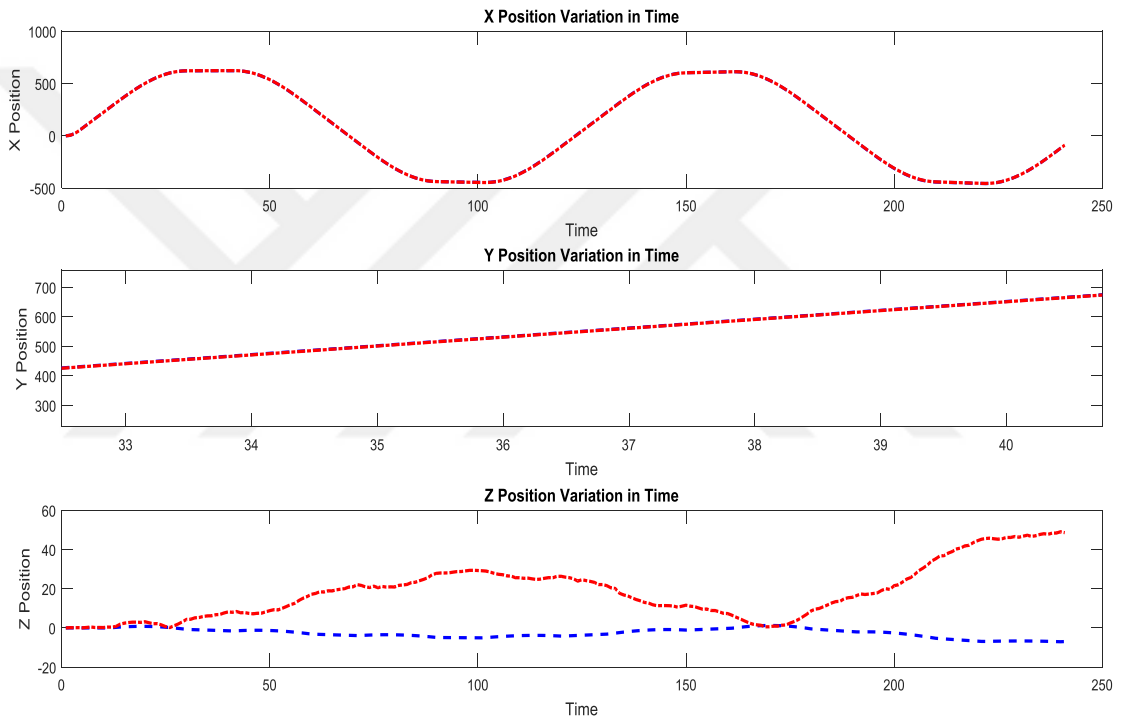
Parçacık Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın Y eksenini konumunun tahmininde ortaya çıkan hata Şekil 5.20’de verildiği gibidir. Şekilde Y değişkeni (ekseni) aracın düzlemde y koordinatını temsil etmekte olup mavi çizgiler hata miktarını kırmızı çizgiler ise güvenilirlik aralığını temsil etmektedir.

5.5 İnsansız Hava Sistemleri için Parçacık Filtresi Benzetim Sonuçları

Bu bölümde insansız bir hava araç ve algılayıcı modeli kullanılarak parçacık filtresi aracılığı ile tahminde bulunan bir EZKH yaklaşımına ait benzetim sonuçları verilecektir.

Daha önce geçtiği gibi amaç bu araştırmanın amacı olan parçacık akış filtresi ile elde edilen ayrıntılı benzetim sonuçlarıyla daha net bir karşılaştırma sağlamaktır.

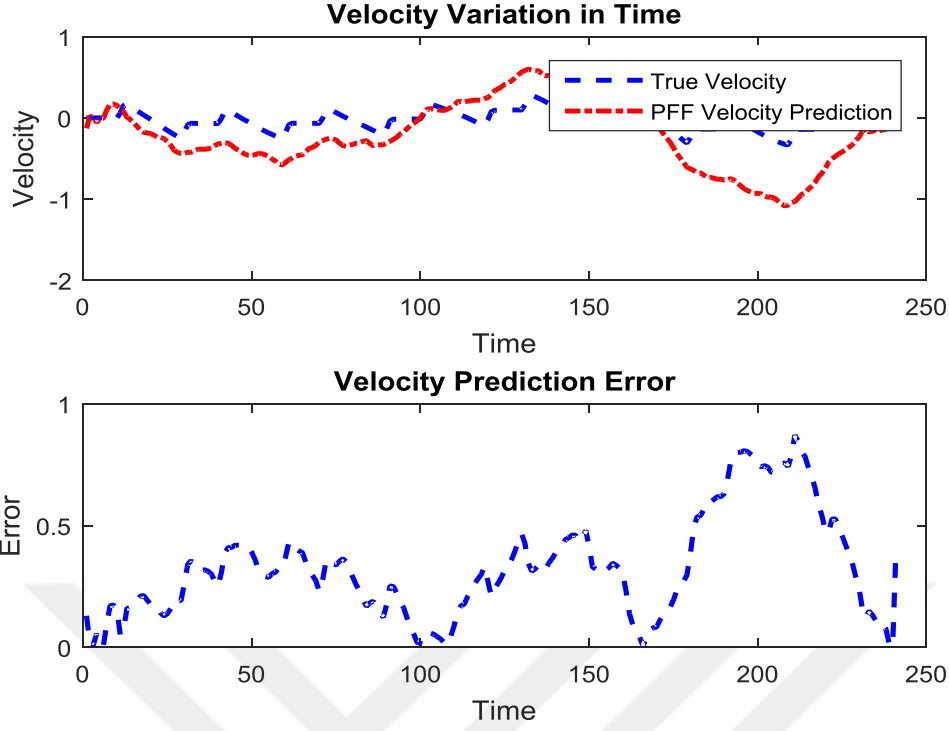
Parçacık Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada araç konum ve hız değişimleri Şekil 5.21 ve 5.22’de verildiği gibidir.



Şekil 5.21 : İHS için Parçacık Filtresi tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi.

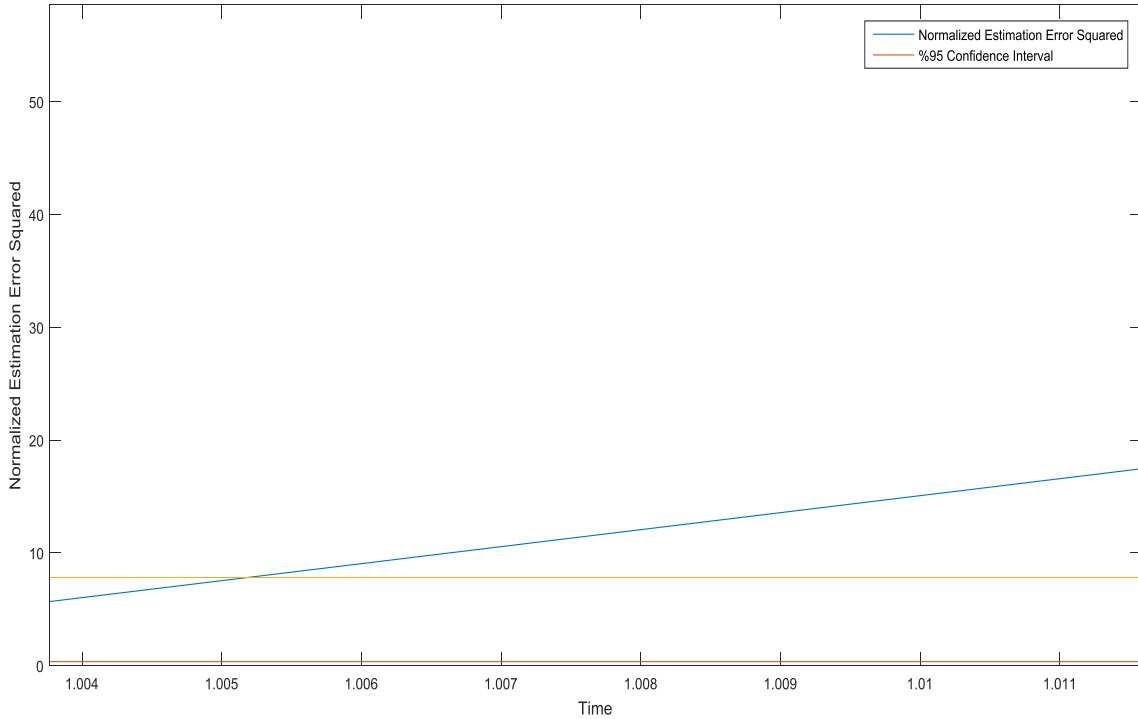
Sonuçlar incelendiğinde İHS tabanlı PF-EZKH (ya da PF-U-EZKH) yaklaşımının genel olarak pozisyon tahminlerinde başarılı olduğu ancak Z ekseninde ortaya çıkan bir miktar hatalı gibi gözüken tahminlerin kabul edilen sabit irtifa uçuş senaryosu gereği ve bu değer etrafındaki (nispeten küçük) dalgalanmalar olduğu görülecektir.

Bununla birlikte parçacık filtre yapısına ilave olarak harekete yön veren/gelen kontrol girdisi ve araç modeli üzerindeki kontrollerle daha sağlıklı bir değerlendirme yapmak mümkün olabilir.



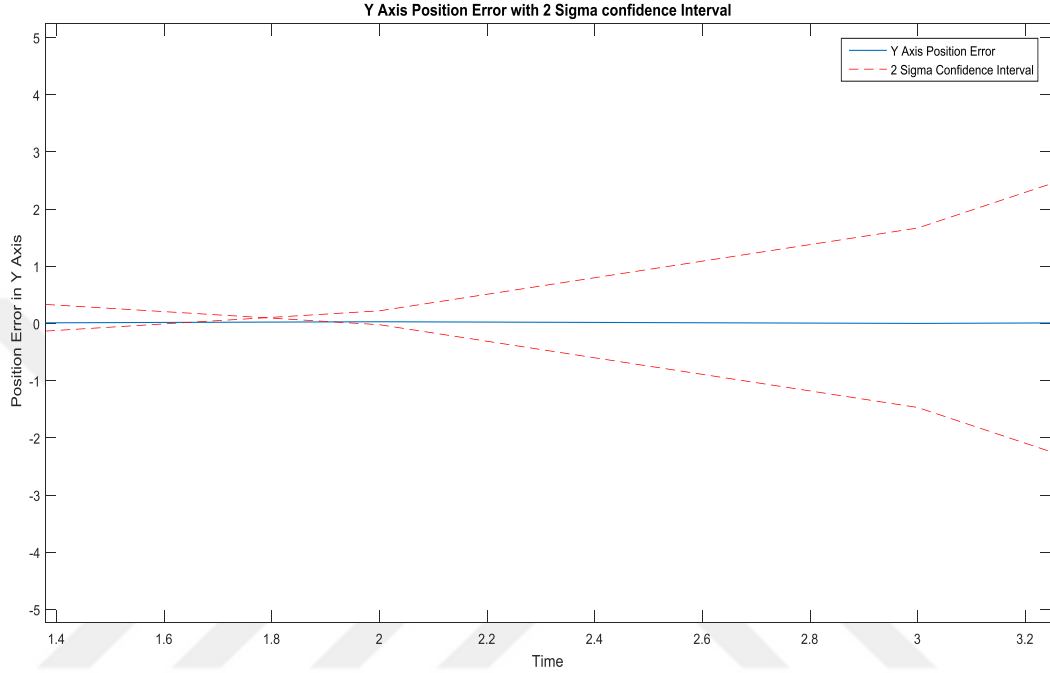
Şekil 5.22 : İHS için Parçacık Filtresi tabanlı EZKH Araç Hız Değişimi/Hatası.

Parçacık Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın normalize tahmin hata kareleri ise Şekil 5.23’de verildiği gibidir.



Şekil 5.23 : İHS için PF tabanlı EZKH – Normalize Tahmin Hata Kareleri.

GNSS olmadığı ortam şartları düşünüldüğünde bir kara aracı (robot) için gerçekleştirilen PF tabanlı EZKH benzetiminde sonuçların AGV position ve hız hatasının belli bir süre için kabul edilebilir bir seviyede kaldığını ancak uzun süren benzetimler gerçekleştiğinde ise biriken hata nedeniyle 2σ güvenilirlik sınırlarından uzaklaşılabildiğini göstermiştir.



Şekil 5.24 : İHS için PF tabanlı EZKH Araç Y eksen Konum Hatası.

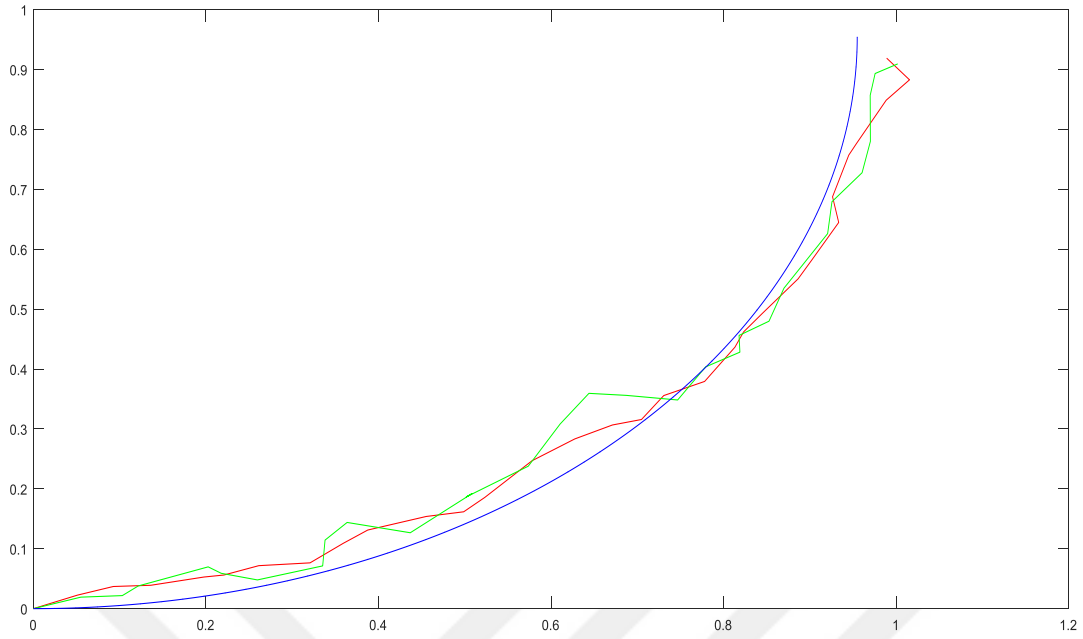
Parçacık Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın Y eksen konumunun tahmininde ortaya çıkan hata Şekil 5.24’de verildiği gibidir.

Şekilde Y değişkeni (ekseni) aracın düzlemde y koordinatını temsil etmekte olup mavi çizgiler hata miktarını kırmızı çizgiler ise güvenilirlik aralığını temsil etmektedir.

5.6 İnsansız Kara Sistemleri için GKF Filtresi Benzetim Sonuçları

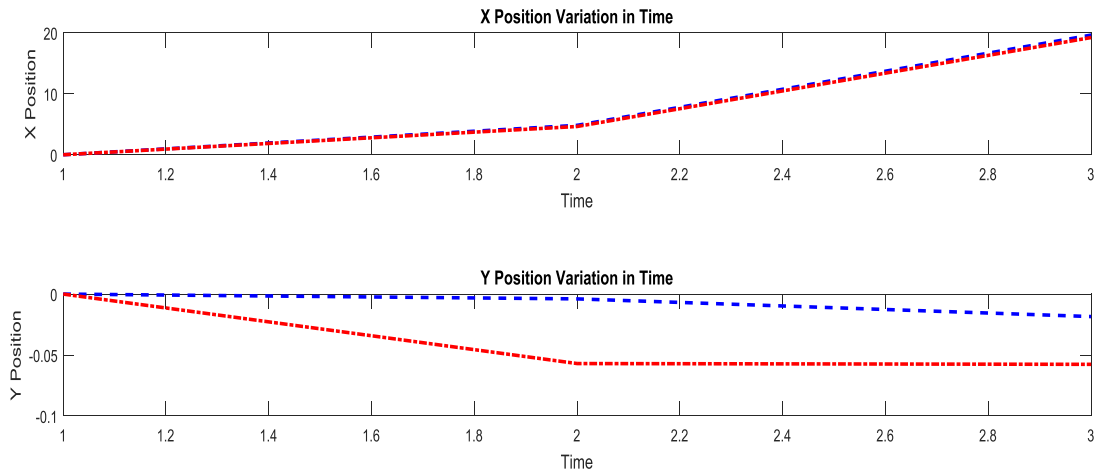
Bu bölümde insansız bir karasal araç modeli ve algılayıcı kullanılarak genişletilmiş ve dağıtılmış Kalman filtresi aracılığı ile tahminde bulunan bir EZKH yaklaşımına ait benzetim sonuçları verilecektir.

Daha önce geçtiği gibi amaç bu araştırmanın amacı olan parçacık akış filtresi ile elde edilen ayrıntılı benzetim sonuçlarıyla daha net bir karşılaştırma sağlamaktır.



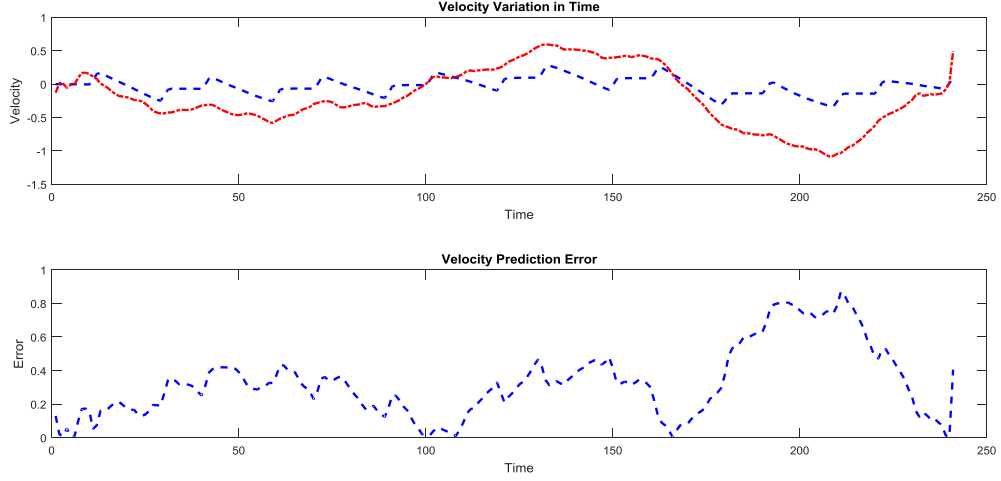
Şekil 5.25 : İKS için GKF tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi.

Genişletilmiş Kalman filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada karasal aracın hareket değişimi karşılaştırma amaçlı Şekil 5.25’de (burada mavi gerçek değer, yeşil EKF, kırmızı ise PAF hesaplamasıdır), pozisyon değişimi ise 5.26’de verildiği gibidir.



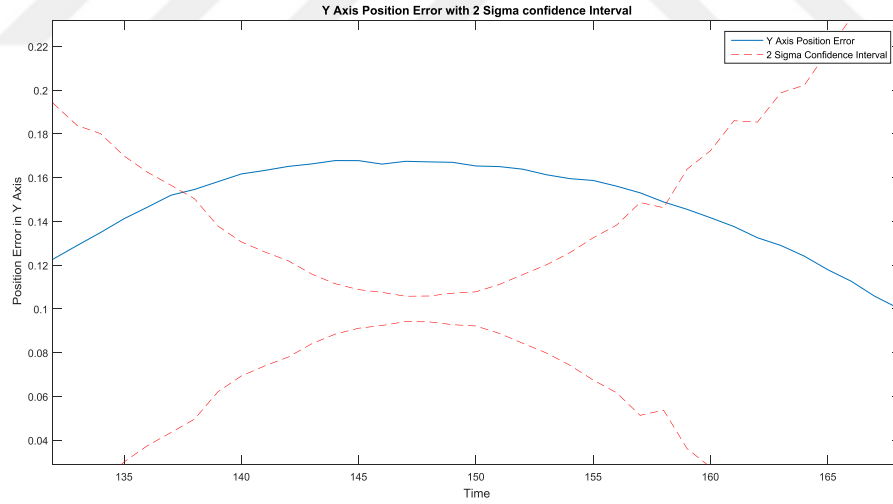
Şekil 5.26 : İKS için GKF tabanlı EZKH Araç Yönelim Açısı Değişimi.

Genişletilmiş Kalman Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın konumuna bağlı olarak türetilen hızın zamanla değişimi ise Şekil 5.27’de verildiği gibidir.



Şekil 5.27 : İKS için GKF tabanlı EZKH – Araç Hız Değişimi.

GNSS olmadığı ortam şartları düşünüldüğünde bir kara aracı (robot) için gerçekleştirilen GKF tabanlı EZKH benzetiminde sonuçlar AGV position ve hız hatasının belli bir süre için kabul edilebilir bir seviyede kaldığını ancak uzun süren benzetimler gerçekleştiğinde ise biriken hata nedeniyle 2σ güvenilirlik sınırlarından uzaklaşılabildiğini göstermiştir.

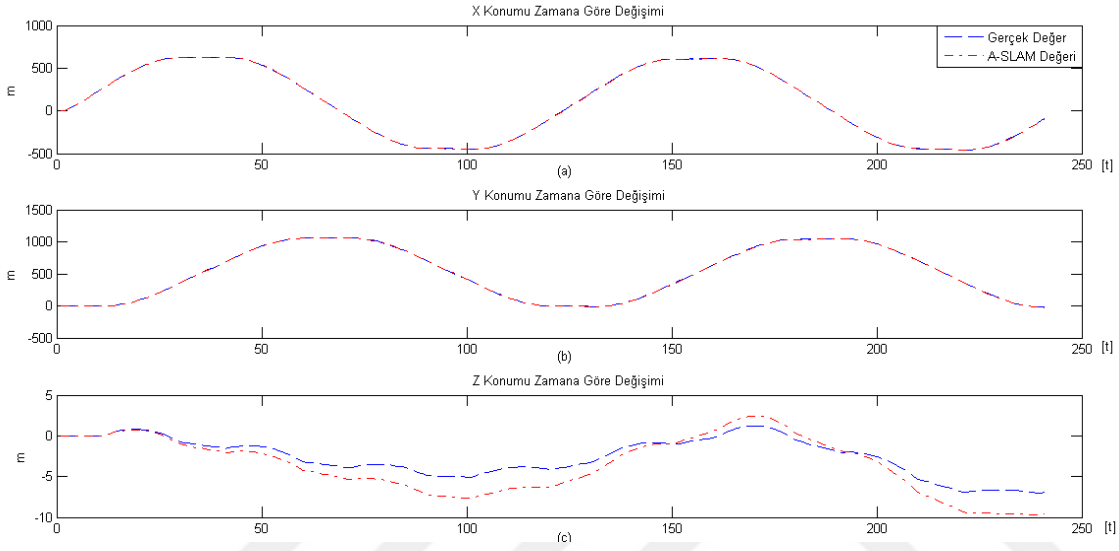


Şekil 5.28 : İKS için GKF tabanlı EZKH Araç Y eksenini Konum Hatası.

Genişletilmiş Kalman Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın Y eksenini konumunun tahmininde ortaya çıkan hatanın değişimi (belirli bir zaman aralığı için) Şekil 5.28’de verildiği gibidir. Şekilde Y değişkeni (ekseni) aracın düzlemde y koordinatını temsil etmekte olup mavi çizgiler hata miktarını kırmızı çizgiler ise güvenilirlik aralığını temsil etmektedir.

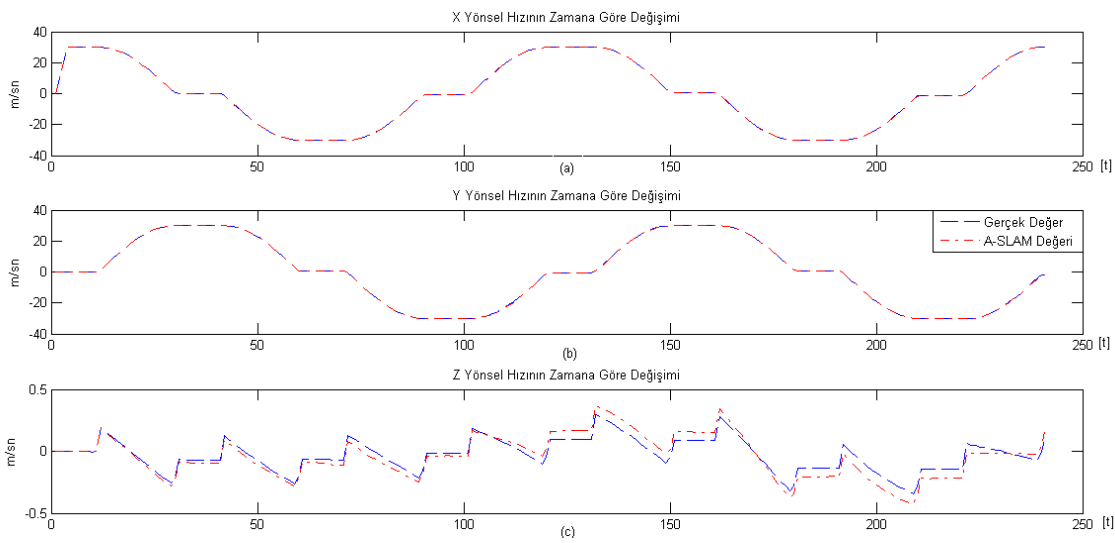
5.7 İnsansız Hava Sistemleri için GKF Filtresi Benzetim Sonuçları

Bu bölümde insansız bir hava araç modeli ve algılayıcı kullanılarak Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF) aracılığı ile tahminde bulunan bir EZKH yaklaşımına [44] ait benzetim sonuçları verilecektir. Daha önce geçtiği gibi amaç bu araştırmanın amacı olan parçacık akış filtresi ile elde edilen ayrıntılı benzetim sonuçlarıyla daha net bir karşılaştırma sağlamaktır.



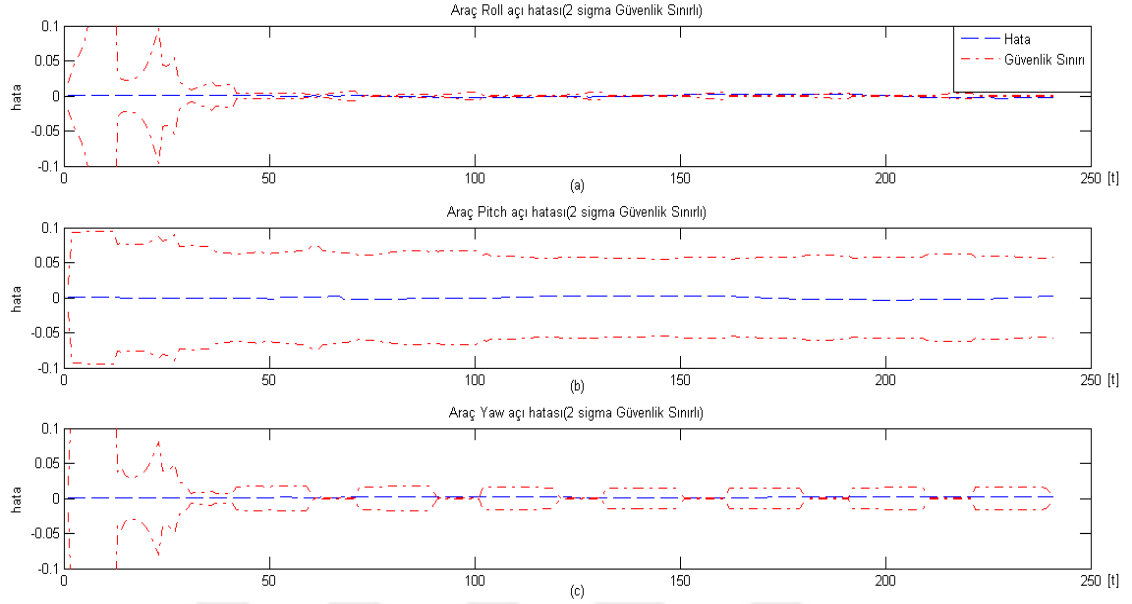
Şekil 5.29 : İHS için GKF tabanlı EZKH Araç Konum Değişimi.

Genişletilmiş Kalman Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada araç konum ve hız değişimleri Şekil 5.29 ve 5.30'da verildiği gibidir.



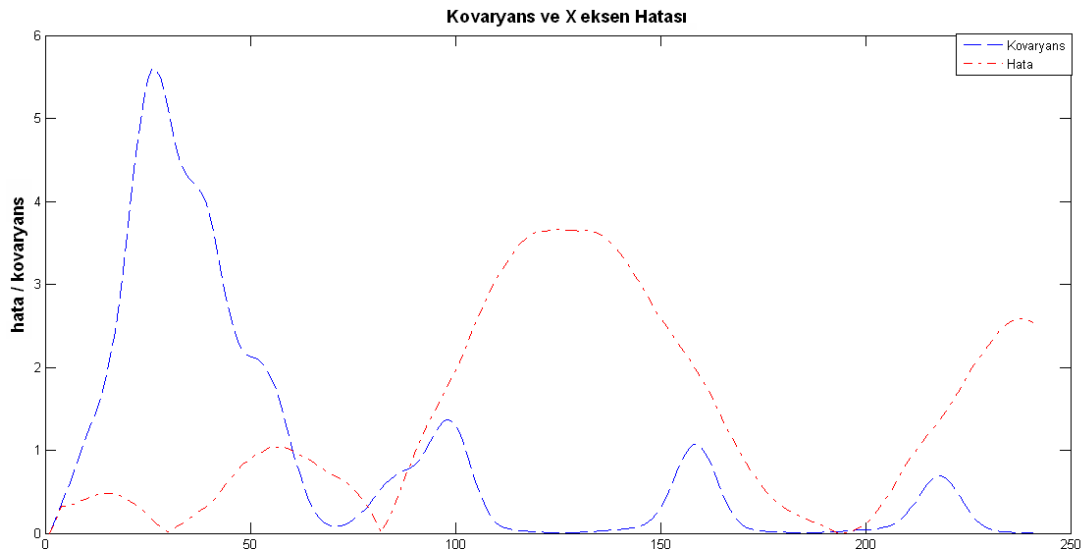
Şekil 5.30 : İHS için GKF tabanlı EZKH Araç Hız Değişimleri.

Hava aracının x,y,z eksenlerindeki (yöngüdü düzlemi) yönsel hızların zamana göre değişimi Şekil 5.30’da gösterilmiş olup burada hava aracı gerçek yönsel hızları mavi kesikli çizgi ve U-EZKH tarafından hesaplanan hava aracı yönsel hızları kırmızı nokta ve kesikli çizgi ile gösterilmiştir.



Şekil 5.31 : İHS için GKF tabanlı EZKH – Açık Hatası.

Hava aracının ϕ -yana yatma (roll), θ -yunuslama (pitch) ve ψ -yönlenme (yaw) açılarına ait hata grafiği Şekil 5.31’de gösterilmiştir. Burada hava aracı açı hatası mavi kesikli çizgi ve 2σ güvenlik sınırı ise kırmızı nokta ve kesikli çizgi ile gösterilmiştir.



Şekil 5.32 : İHS için GKF tabanlı EZKH Araç X eksen Konum Hatası.

Geniřletilmiř Kalman Filtresi tabanlı Eř Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada aracın X eksenini konumunun tahmininde ortaya ıkan hata řekil 5.32’de verildiđi gibidir.

řekilde X deđiřkeni (ekseni) aracın dzlemde y koordinatını temsil etmekte olup mavi izgiler hata miktarını kırmızı izgiler ise gvenirlik aralıđını temsil etmektedir.

Bu sonulara gre genel olarak mevcut olan tahmin bařarısının yanında hem kovaryansın ortalama tahmin hatasından yksek olma durumunun hem de gzken hata kovaryans ters orantısının GKF yapısındaki tutarlılıđın analiz edilmesini gerektirdiđi dřnlmektedir.

5.8 Sonu

Bu blmde yapısı oluřturulan PAF tabanlı EZKH ve U-EZKH belirlenmiř senaryolara uygun olarak benzetimlere tabi tutulmuřtur. Benzetimlerde sensrler ile iřareti nesne tespiti yapılmıř, sonuları karřılařtırmak iin de PF ve GKF EZKH ve U-EZKH benzetimleri uyarlanmıřtır. Bylece PAF tabanlı EZKH yapısının performansı, arařtırmalarda yaygın olarak kullanılan EKF ve PF performanslarıyla karřılařtırmaya da olanak verecek řekilde deđiřik paracık sayısı, akıř adım byklđ, hareket ve lm grltleri, ara ve sensr tipleri, yngdm gzergah/sresi gibi farklı parametreler ve senaryolar ieren birok benzetim ile belirlenmiřtir.

Benzetimlerde (yukarıda sunulanlar ve yer verilemeyenlerde) aracın genel olarak gerek konumuna en yakın tahminlerin paracık akıř filtresi yntemi ile elde edildiđi hem grsel hem de sayısal verilerde grlmektedir. Sonularda zellikle paracık akıř filtresi tahminlerinin kk grlt kovaryansı iin gerek pozisyon deđeri etrafında deđiřtiđi grlmektedir.

İnsansız kara ve hava aralarının gerek konumu ile EZKH tarafından tahmin edilen konum arasındaki fark olarak tanımlanan hata deđeri rnekleri ilerleyen izelgelerde sunulmuř olup insansız aracın dairesel (eđrisel/eliptik) yrngelerde izgisel olanlardan daha fazla manevra yaptıđı ve bu aıdan bakıldıđında aracının manevrası arttıca hatanın arttıđı grlmekte/bilinmektedir.

Parçacık akış filtresinde güncelleme adımı içinde yer alan parçacıkların migrasyon miktarlarının filtrenin tahmin performansına etkisinin olduğu ve adım büyüklüğünün 50'den küçük olduğu değerlerde hata-işlem yükü optimizasyona yaklaşıldığını söylemek mümkündür.

Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalamada tahmin yöntemlerinin ürettiği ortalama hataların parçacık sayısı değişimine bağlı değişimleri açısından (belirli gürültü kovaryansı şartında) ideal parçacık sayısının genel olarak 100 ile 500 arasında görülmüş ancak yöntemler için ortaya çıkan işlem yükü değerlendirme dışında tutulmuştur. Bununla birlikte artan parçacık sayısı ilave işlem yüküne nispetle yakınsamda iyileştirmeler getirmemektedir.

Hata ile kovaryans ilişkileri incelendiğinde ise kovaryans ile hata değişiminin paralel olmadığı görülmektedir. Bu durumda PAF-EZKH filtre yapısının incelenmesine ihtiyaç olduğu göz önüne alınarak bir sonraki bölümde filtre tutarlılığı da incelenecektir.

Genel bir değerlendirme olarak ise, araç model ve lazer, kamera gibi sensör konum, tür ve kalitesine (belirsizlik/gürültü/doğruluk miktarı) göre daha doğru işaretçi nesne konumu tespiti yapıldığında EZKH hatasının değişeceğini ve bu durumda özellikle gözlem sensörü niteliklerinin EZKH konum tahmini doğruluğunu, proses süresini etkileyeceğini, bununla birlikte güçlü bir filtre yapısının araç ve gözlem model belirsizliklerinden etkilenmeyeceğini söylemek mümkündür.



6. PARÇACIK AKIŞ TABANLI EZKH ANALİZLERİ

6.1 Giriş

Genel olarak, belirsizlik (uncertainty) altında tahmin filtreleri ya da özelde EZKH filtreleri, durum uzayı ile modellenen sistemlerde önceki durum ve gözlem/ölçüm (olabilirlik) değerine göre sonraki durumu tahmin eden filtrelerdir. Filtrelerin başarısı, yaptıkları tahminlerde ortaya çıkan hatanın en az olmasıyla ifade edilebileceği gibi bunu belirleyen faktörlerden diğeri uzun vadede (long run) yakınsama derecesine etki eden filtre tutarlılığı (filter consistency) olabilir. Bu ise filtre gözlenebilirliği ile yakından ilişkilidir. Bu bölümde önceki bölümlerde tanımlanan parçacık akış filtresinin tutarlılık ve gözlenebilirlik analizlerine bakılacak olup parçacık akış filtresi (PAF), bünyesinde paralel çalışan bir GKF yapısı barındırdığından ve filtre kovaryans, ölçüm ve jakobiyenleri bu yapıdan geldiğinden dolayı değerlendirmeler Kalman yapısı üzerinden yapılacaktır.

Daha önceki bölümlerde tanımlamaları yapılan PAF tabanlı SLAM yaklaşımına ait ayrıntılı benzetim sonuçları bir önceki bölümde verilmiş olup bu bölümde ayrıca EZKH probleminde tahmin yöntemleri genel karşılaştırması için yazında temel olarak hakim olan genişletilmiş Kalman filtresi ve parçacık filtresi yanında ve paralelleştirilmiş/hızlandırılmış parçacık akış filtre yapılarına ait ilave analiz ve değerlendirmeler de ele alınacaktır.

6.2 Filtre Tutarlılık ve Gözlenebilirliği

Filtre için tutarlılık, parametrelerin tutarlı olmasıyla ilgili olup bir sonraki adımda tahmin edilen değerin gerçek değere yakınsaması ya da diğeri bir deyişle tahmindeki hatanın zamanla azalması olarak tanımlanabilir. Filtre kazancı filtre kovaryansına da bağlıdır ve kovaryans (tahmin) hatası filtre kazancını, bu durum da filtrenin optimalliğini ve tutarlılığını (ters orantılı) etkiler. Tutarlı yapıdaki filtrelerde hata azaldıkça kovaryansın da azalması ya da hatanın filtre kovaryansından küçük olması

beklenir. Ayrıca filtrenin işlediği verinin artmasıyla filtre tahmininde oluşan belirsizliğin (asimptotik olarak) azalması beklenir [41].

Yazında, filtre tutarlılığı için farklı analiz yöntemleri [9,47,97] ortaya konulmuş olup genel olarak kestirimin sıfır ortalamalı hataya sahip olması, (belirsizliğin azalması) aşırı bilgi kazancı olmaması ya da tahmin edilen hata kovaryansının gerçekleşen hata kovaryansından büyük kalması, aracın durum değişkenlerinde (araç hareket eğrisinde) ani olarak tuhaf (çok keskin) değişimler ve atlamalar gözlenmemesi durumlarında bir durum kestirimcisinin tutarlı olduğu kabul edilmiştir. Bir başka deyişle bunların tersi durumlar ortaya çıkıyorsa filtre yapısında tutarsızlıklar var denilebilir.

Filtre kovaryans ilişkisini benzetim sonuçlarından, elde edilen veriler ile karşılaştırma yaparak ya da ortalama karesel tahmin hatasını inceleyerek belirlemek mümkün olup istatistik değerlerin olmadığı ancak $x(k)$ gerçek durumun (state) bilindiği zamanlarda ortalama karesel tahmin hatası (NEES - Normalised Estimation Error Squared) kullanılabilir. Bunun için n boyutlu rastgele sayı vektörü içeren x gauss dağılımlı, $\bar{x}$ ortalamalı ve P kovaryanslı ortalama karesel tahmin hatası $q = (x - \bar{x})' \cdot P^{-1} \cdot (x - \bar{x})$ kuadratik formunda yazılırsa elde edilen dağılım n serbestlik derecesinde chi-square (ki kare) dağılımıdır. EZKH yapısında ise $x(k)$ aracının gerçek pozisyonu ve filtre tarafından tahmin edilen araç pozisyonu $x(k|k)$ olacak şekilde ortalama karesel hata (filtre performans karakteristiği) denklem (6.1) ile ifade edilir;

$$\varepsilon(k) = (x(k) - x(k|k))' \cdot P(k|k)^{-1} \cdot (x(k) - x(k|k)) \quad (6.1)$$

Ki kare dağılımı gaussian dağılıma sahip birden fazla değişkenin karelerinin birbirine oranı olarak tanımlanabilir. Bu dağılımda güvenilirlik (kabul ret) sınırları ise istenilen güvenilirlik derecesi ile bağımsız değişken sayısına (degree of freedom) bağlı olarak belirlenen ki kare uygunluk testi (sistem testi) olup beklenen değer ile elde edilen değer arasındaki farkın kabul edilebilir sınırlar arasında olması durumunu araştırır ve filtre tutarlılığı hakkında bilgi verir. Bunun için kullanılan sistemin serbestlik derecesine bağlı olarak (dağılımın olması gereken) sınırları tablodan belirlenir ve (ortalama karesel hatanın) ki-kare dağılımına uygunluğuna kabul

edilebilirlik sınırları içinde olmasına göre karar verilerek (içinde ise tutarlıdır) filtre tutarlılığı yorumlanır [41].

Bu araştırmada kullanılan insansız araçlardan İHA konumu, yönsel hız ve açı değerlerinden oluşan 9 serbestlik derecesinde, AGV ise konum ve yönelme içeren 3 serbestlik derecesinde vektörler ile ifade edilmiş olup elde edilen karesel tahmin hatası grafikleri ve güvenilirlik sınırları 5.Bölümde verilmiştir.

İlgili bölümde PAF ve GKF sonuçlarında hesaplanan karesel tahmin hatalarının güvenilirlik sınırları dışına çıktığı durumların olduğu ve filtre yapılarında tutarsızlıklar olabileceği görülmektedir.

Ayrıca yukarıda sözü edildiği üzere aracın rotasındaki ani değişiklikler de filtre tutarlılığı ile ilgili olup EZKH yapısında bu durum (Şekil 5.1 ve 5.9 gibi) aracın işaretçi nesneyi gördüğü anda yaptığı hatayı düzeltmesinden kaynaklanmaktadır.

Bu ise aracın konumundaki belirsizliklerin, işaretçi nesne konumunun belirlenmesine (gözlem üzerine) etkisi olarak ifade edilebilir. Bu araştırmada kullanılan PAF filtre yapısına dair tutarlılıkla ilgili ayrıntılı değerlendirmeler Bölüm 6.3’de verilmiştir.

6.3 PAF Tabanlı EZKH Tutarlılık ve Gözlenebilirlik Analizi

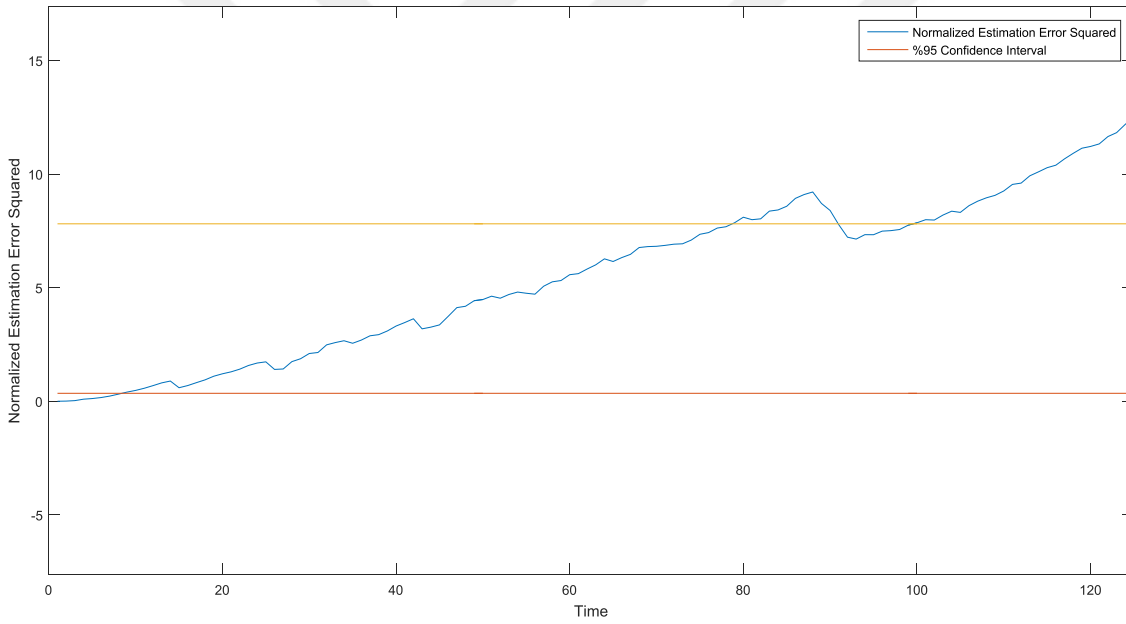
Gözlenebilirlik analizi için lokal ve anlık gözlenebilirlik matrislerinin incelenmesi gerekir [102]. Bir Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama yapısında lokal gözlenebilirlik matrisi H gözlem matrisi ve F gözlem jakobiyesi olmak üzere (doğrusal Kalman Gözlenebilirlik kriterinden türetilen) denklem (6.2) ile ifade edilir;

$$G = \begin{bmatrix} H(k) \\ H(k+1)F(k) \\ \vdots \\ H(k+m)F(k+m-1)...F(k) \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

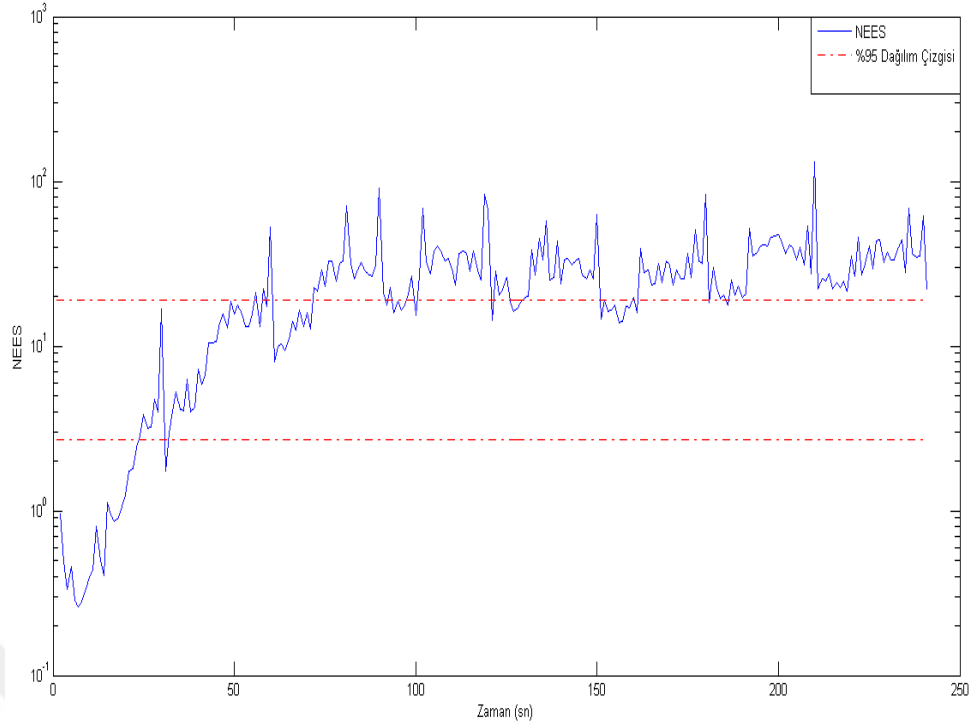
Burada G lokal gözlenebilirlik matrisi full rank ise sistemin gözlenebilir olduğu kabul edilmektedir. PAF-EZKH ve PAF-U-EZKH tanımlarında (GKF yapısında tanımlı) H ve F matrisleri için elde edilen lokal gözlenebilirlik ve herhangi bir an için türetilen anlık gözlenebilirlik sonuçları ve değerlendirmeleri ilerleyen bölümde sunulmuştur.

PAF tabanlı EZKH yapısındaki tutarlılığı değerlendirme kapsamında PAF-U-EZKH ve karşılaştırma amacıyla verilen bir referans (ideal jakobiyen) GKF-U-EZKH için elde edilen ortalama karesel tahmin hatalarının zamana göre grafikleri sırasıyla Şekil 6.1 ve 6.2’de görülmektedir.

Burada mavi sürekli çizgiler karesel tahmin hatalarını, turuncu/kırmızı kesikli çizgiler ise ki-kare dağılımının %95 güvenilirlik alt ve üst sınırlarını göstermektedir.



Şekil 6.1 : PAF-U-EZKH ortalama karesel tahmin hatası ve %95 güvenilirlik sınırı.



Şekil 6.2 : Referans ortalama karesel tahmin hatası ve %95 güvenilirlik sınırı [41].

Şekillerden de görülebileceği gibi referans yapıda benzetim boyunca genel olarak ortalama karesel tahmin hatası güvenilirlik sınırlarına yakın iken PAF yapısında filtre tutarsızlığı güvenilirlik sınırları dışında benzetim boyunca artarak devam etmektedir.

Burada PAF yapısındaki tutarsızlık göze çarparken referans (ideal jakobiye) yaklaşım ise tutarlı (ya da tutarlılığı artırılmış) bir filtre yapısı göstermektedir.

Bu görülen tutarsızlık sebebiyle izleyeceğimiz gözlenebilirlik için (öncelikle) örnek olarak alınan İHS EZKH (A-SLAM) senaryosu verileri ve denklem 6.2 ile hesaplanan (ilk işaretçi nesnenin gözlemlendiği k anından başlayacak şekilde) lokal gözlenebilirlik mertebesi $\text{rank}(G)=9$ olur.

Burada İHA için 3 eksenli konum, euler açıları ve açısal hızlardan oluşan 9 boyuta ilave olarak ilk görülen işaretçi (landmark-LM) ile durum boyutu 12 olduğu halde rankın 9 olması, ideal jakobiye yapısının, gözlenebilirliği değil her adımda hatanın sıfırlanmasını sağlayarak ortalama karesel hatayı azalttığını göstermektedir.

Gözlenebilir alt uzayların ve gözlenemeyen alt uzayların belirlenmesi amacıyla U-EZKH yapısının ikinci landmarkı gözlediği durumun analizini yapmak uygun olur. Bu durumda ise ikinci landmark'ın gözlemlendiği k anından başlayarak lokal gözlenebilirlik mertebesi yine $\text{rank}(G)=9$ olarak hesaplanır.

Tek işaretçi durumunda state (durum) boyutu 12 iken iki LM olduğunda 15'e çıkmasına rağmen gözlenebilir alt uzay sayısı 9 olarak devam eder. Bu durumda gözlenemeyen durumların işaretçi nesne pozisyonları olduğu ve EZKH yapısında tam gözlenebilirliğin olmadığı söylenebilir.

Bir başka ifadeyle İHS'lerde konum (x,y,z), yönsel hız (V_x,V_y,V_z) ve eksenle yapılan açılar (ϕ, θ, ψ) durumlarının (state) gözlenebilir olduğu ancak işaretçi nesne konumunun (bearing, elevation, azimuth ve bunlara bağlı x_L,y_L,z_L) gözlenemez olduğu düşünülmektedir.

Gözlenebilirlik analizinde anlık gözlenebilirlik için ise herhangi bir k anında bir landmark olduğu ve hava aracının düz uçuşta olduğu ($[\phi; \psi; \theta] = [0; 0; 0]$), sabit hızla uçtuğu ve örnekleme zamanının 0.1 sn olduğu kabul edilmiştir. Bu durumda jakobiyen matrisleri denklem 6.3 ve 6.4'deki gibi bulunur.

Gözlenebilirlik matrisini denklem 6.2'de olduğu gibi yazıp jakobiyenleri yerine konulursa, (bu tek LM görülen durumda) gözlenebilirlik matrisinin boyutu anlık olarak (rank(G)=6) bulunur ve bu anda hava aracına ait 12 durumdan altısının gözlendiği ve altısının da gözlenemediği görülür [41].

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

$$H = \begin{bmatrix} -0.06 & -0.07 & 0.99 & 0 & 0 & 0 & -39.82 & 0.29 & -2.63 & 0.06 & 0.06 & -0.99 \\ 0 & -0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.99 & 0 & -0.07 & 0 & 0.01 & 0 \\ -0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & -0.99 & -0.06 & 0.01 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

Elde edilen diğer anlık gözlenebilirlik alt uzay boyutları değerlendirildiğinde farklı anlarda hesaplanan gözlenebilirlik sonuçları aynı olmayacaktır ancak bununla birlikte sistem genelinde tam gözlenebilirlik olmadığını söylemek mümkündür [41].

Aynı şekilde gözlenemez alt uzayların bulunması ve buralardan veri elde edilememesine rağmen EZKH yapısının hata kovaryanslarını diğer bir deyişle belirsizlik elipslerini küçültmesi, tutarsızlığa sebep olmaktadır.

Filtre tutarlılığı EZKH için önemli bir kavram olup bu problemin temelinde var olan belirsizlik altında yapılan tahmin hatasının zamanla azaltılması ve doğru/güvenilir bir yöngüdümler için filtre tutarlılığının artırılması gerektiği açıktır. Buraya kadarki değerlendirmeler ve analizlerde GKF yapısı için bir tutarlılık ve gözlenebilirlik problemleri olduğu ve tutarlılık probleminin bu gözlenemeyen alt uzaylardan kaynaklanabileceği öngörülmektedir.

EZKH yapısında doğrusallaştırma için sistem ve gözlem modeline ait jakobiyen matrislerini kullanılmaktadır. Bu yöntemde kullanılan jakobiyen matrisler birinci türevlerden oluştuğu için yukarıda açıklandığı gibi bir hata terimleri üretmektedir. Bu hatanın küçültülmesi sistemin daha tutarlı çalışmasını sağlayacaktır [41].

Bu noktada doğrusal olmayan bir yapının herhangi bir a_0 noktası etrafında lineerleştirilmesi için Taylor serisi açılımının sağ tarafındaki ilk 2 terimi $f(a) = f(a_0) + (a - a_0)f'(a_0)$ alınması durumunda daha sonrakiler hata terimleri olarak karşımıza çıkar. Bu durumda $(a - a_0)$ terimi ne kadar küçük olursa yani lineerleştirme noktası gerçek noktaya ne kadar yakın ($a = a_0$) seçilirse, hata o kadar küçük olabilir.

Bu amaçla lineerleştirme noktası ile gerçek değer arasındaki hatanın bir k anı için minimum olması adına Lagrange çarpanları tekniği uygulanarak problemin optimum çözümü ile elde edilen ve lineerleştirme noktası etrafında tutarlılığı artırılmış değerler $(\nabla H_{TA}, \nabla F_{TA})$ kullanılan yapılar tutarlılık arttırmada faydalı olabilir.

GKF'nin doğrusal olmayan sistemler için geliştirilmiş olduğu ve bu yapıda doğrusal olmayan sistemin lineerleştirilmesi için jakobiyen matrislerden yararlanıldığı, bu matrislerin ise (hareket ve ölçüm) türevlerinden oluştuğu ve bunun da tahmin işleminde yeni hatalar oluşmasına sebep olduğu açıktır [41].

Sonuçta, PAF ise yapısında GKF'den gelen kovaryans ve doğrusallaştırılmış (gözlem, geçiş) matrisleri bulundurduğundan tutarsızlıklar göstermektedir.

6.4 Paralel Programlama ve Paralel-PAF Değerlendirmeleri

Bilindiği gibi bir problemin algoritmik veya domain ayrıştırması yapıp alt parçalara bölünerek daha hızlı hesaplanması, paralel bilgisayar sistemlerinde kullanılan temel hesaplama yaklaşımını (paralel programlama) tanımlamakta olup yoğun hesaplama gerektiren problemler, paralel programlama sayesinde kabul edilebilir zamanlarda hesaplanabilirler.

Birçok işlemci ya da çekirdekten oluşan bir sisteme sahip bilgisayarlarda paralel her bir işlemcide ya da çekirdekte, birbirleriyle mesaj-geçme yoluyla haberleşen bir veya birden fazla süreç koşabilmekte ve süreçler arası iletişimin miktarı, hesaplama/haberleşme (computation/communication) oranı, paralelleştirme sonucu elde edilecek hızlanmayı doğrudan etkilemektedir.

Paralel programlama ya da paralelleştirme sayesinde, donanımın ya da işletim sisteminin yetersizliği nedeniyle sıralı yöntemlerle hesaplanamayan problemler, paralel bilgisayarlar ve çoklu-threadler sayesinde kabul edilebilir zamanda veya gerçek zamanda hesaplanabilmekte olup bu sistemler, işlemcilerin ortak bir belleğe eriştiği paylaşımlı ve her bir işlemcinin kendi belleğine sahip olduğu ve bir işlemcinin başka bir işlemcinin belleğindeki veriyi mesaj geçme (message passing) ile elde ettiği dağıtık bellekli sistemler olmak üzere farklılaşabilir.

Bu bölümdeki paralel algoritmaların performansı, paralel hesaplamada yaygın olarak kullanılan; işlem (execution) süresi, hızlanma (speedup), verim (efficiency) gibi ölçümler açısından hesaplanacaktır. Burada T_p *işlem (Execution) süresi*, p adet işlemci kullanarak bir yineleme (iterasyon) gerçekleştirmek için gerekli yürütme süresidir.

Hızlanma (S_p speedup) ise paralel bir algoritmanın ölçeklenebilirliğini karakterize eder ve bir işlemci kullanarak yürütülen bir yineleme (iterasyon) süresinin p adet işlemci kullanarak bir yineleme (iterasyon) gerçekleştirmek için gerekli yürütme (işlem) süresine oranıdır (T_1 / T_p). İdeal olarak, en iyi hızlanma doğrusaldır ($S_p = p$).

Öte yandan *Verim* (E_p efficiency) ise; hızlanmanın kullanılan işlemci sayısına oranı (S_p / p) ile ifade edilir ve işlemcilerin ne kadar iyi kullanıldığını göstermekle beraber

ideal olarak 0 ile 1 arasında bir değere sahiptir. Bunlardan başka GPU karşılaştırmalarında *hızlanma* (S_p speedup) değeri T_{CPU} / T_{GPU} üzerinden belirlenir ve diğer türevi parametreler buna bağlı olarak hesaplanmaktadır.

Bu çalışmada paralel işlem görmüş (paralelleştirilmiş) parçacık akış filtresi algoritmaları Paralel-PAF olarak tanımlanmıştır ve araştırma safhasında Matlab benzetim ortamında ayrıntılı değerlendirme yapmak için ihtiyaç duyulan ‘yüksek hesaplama’ imkanı olan donanım (Nvidia, CUDA GPU, Multi Core/Thread Sys ...vs) ve yazılım (aktivasyon, lisans ...vs) yetersizlikleri nedeniyle istenilen diğer/tüm analiz değerleri alınamamış olup Paralel-Parçacık Akış Filtresi algoritmaları ve bunların performansları konusunda elde edilen değerler Çizelge 6.1 ve 6.2’de sunulmuştur.

Çizelge 6.1 : Parelleleştirilmiş (AGV) İKS PAF-EZKH Performansları ($x_{dim}=3+16$).

T=1 (iterasyon) Parametre (parçacık/adım) 500/50	İşlem Süresi ExecutionTime T_p	Hızlandırma Speedup S	Etkinlik Efficiency E
CPU/Core-1	0.00480	1	1
CPU/Core-2	0.00263	1.82	0.91
CPU/Core-4	0.00193	2.48	0.62
CPU/Core-8	0.00139	3.44	0.43

İHS ve İKS için alınan sonuçlar her iki benzetim türünde paralelleştirme ile elde edilen yakınsama ve özellikle işlem süresi iyileştirmelerinin gerçek zamanlı uygulamalar için referans oluşturacağı değerlendirilmiştir. Burada verilenler tablodaki durum uzay boyutlarına ve en az hata görülen yaklaşık parçacık sayısı (500 parçacık) ve akış adım büyüklüğü (50) değerlerine göre verilmiştir.

Çizelge 6.2 : Parelleştirilmiş (UAV) İHS PAF-EZKH Performansları ($x_{dim}=9+24$).

T=1 (iterasyon) Parametre (parçacık/adım) 500/50	İşlem Süresi ExecutionTime T_p	Hızlandırma Speedup S	Etkinlik Efficiency E
CPU/Core-1	0.00897	1	1
CPU/Core-2	0.00527	1.7	0.85
CPU/Core-4	0.00431	2.08	0.52
CPU/Core-8	0.00311	2.88	0.36

Bu değerler parfor komutu kullanılarak ilgili thread/block paralel bölümlerdeki işlemler üzerinden alınmış olup gelecek çalışmalarda bahse konu hesaplama araçlarına erişim imkanları sağlandığı takdirde analizler genişletilebilecektir.

6.5 Diğer Analiz ve Karşılaştırmalar

Başka bir tanımlama ile işaretçi (lendmark) kestirimi yaptığı söylenebilecek GKF ve DKF yapıları belirsizlik çözümünde başarılı olurken yüksek boyutlu harita ve araç modeli söz konusu olduğunda işlem zamanı/yükü sorunları ile karşılaşmaktadır.

Bunun dışında araç ve gözlem modeli gürültülerinin normal dağıldıklarını kabul ettiğinden bunun dışında dağılan gürültülerde performansları düşmektedir. Yine farklı bir ifade ile güzergah/rota (path) tahmini yaptığı ifade edilebilecek olan parçacık filtreleri ise doğrusal olmayan araç modelleri ve normal dağılımlı olmayan gürültüler için çözüm üretmekle beraber özellikle yüksek boyutlu harita ve araç modeli için hem doğruluk hem de işlem yükü ve zamanı konusunda bünyesinde sorunlar da barındırdığından bazı gerçek zamanlı uygulamalarda tercih edilmezler.

Parçacık akış filtresinin ise Bölüm 5.2 ve 5.3'deki benzetim sonuçlarında da görüldüğü gibi sağladığı doğruluk yakınsaması yanında büyüyen durum boyutlarında artan işlem yükü göze çarpmaktadır.

Filtre doğruluğu hem çalışılan senaryoya hem de onun isterlerine bağlı göreceli olarak değerlendirilebilmekle beraber (referans amaçlı) bir insansız yer/kara aracı EZKH senaryosunda ortaya çıkan tahmin hatalarının GKF/DKF, PF, PAF gibi belirsizlik altında tahmin yöntemleri bazında karşılaştırması Çizelge 6.3’de verilmiştir.

Çizelge 6.3 : İKS EZKH Tahmin Hata ve İşlem/Yakınsama Süreleri Tablosu.

EZKH	PAF tabanlı EZKH	PF tabanlı EZKH	GKF tabanlı EZKH
	Toplam Hata	Toplam Hata	Toplam Hata
X Eksen (m)	2.73	4.11	4.34
Y Eksen (m)	3.36	4.53	5.42
Yönelim Açısı (derece)	2.94	3.80	4.10
Toplam İşlem Süresi (sn)	135.24	148.05	126.37

Buradaki çizelgede görüldüğü gibi farklı durum değişkenleri için ortalama hatalara bakıldığında parçacık akış filtresinin yakınsama üstünlüğü açıktır.

İnsansız bir hava aracı EZKH senaryosunda (U-EZKH) ortaya çıkan, (işaretçiler için yapılan tahminlerdeki hatalar dışında) tüm durumların (full-state) tahmin hatalarının GKF/DKF, PF, PAF gibi belirsizlik altında tahmin yöntemleri bazında karşılaştırması Çizelge 6.4’de verilmiştir.

İHS için yapılan U-EZKH benzetimlerinden elde edilen hata ve yakınsama süreleri açısından yapılan değerlendirmede, yine parçacık akış filtresinin sağladığı doğruluk/yakınsama yanında (diğer filtre türlerinde olduğu gibi) artan işlem yükü göze çarpmaktadır.

Çizelge 6.4 : İHS EZKH Hata ve İşlem/Yakınsama Süreleri Tablosu.

U-EZKH	PAF tabanlı U-EZKH	PF tabanlı U-EZKH	GKF tabanlı U-EZKH
	Toplam Hata	Toplam Hata	Toplam Hata
X eksen (m)	24.54	29.30	47.81
Y eksen (m)	25.97	30.33	52.53
Z eksen (m)	27.06	32.60	57.33
Vx (m/sn)	24.91	29.53	42.81
Vy (m/sn)	25.72	30.06	51.58
Vz (m/sn)	26.86	32.73	57.30
Roll (rad)	0.76	0.94	0.32
Pitch (rad)	0.15	0.58	0.34
Yaw (rad)	0.23	0.53	0.18
Toplam İşlem Süresi (sn)	173.35	195.85	166.17

Burada elde edilen değerler aynı senaryo (araç-sensör model, hareket ve ölçüm gürültüsü, parçacık sayısı ..vs) ve hesaplama donanımı (işlemci) ortam şartlarında bir tam döngü kapama gerçekleştiren yöngüdüm için verilmiştir.

Bu noktada Çizelge 6.1 ve Çizelge 6.2 ile değişen araç/ortam koşulları ile özellikle artan boyutlarda hata değerlendirmesi yapmak mümkün olup ortalama hatalara genel olarak bakıldığında parçacık akış filtresinin yakınsama başarısı görülmektedir.

Ayrıca artan araç boyutlarının yakınsama sürelerine artış etkisini bu çizelgeler ile karşılaştırarak görmek mümkündür.

PAF'lerinde işlem yükü genel olarak parçacık üretim/yayılım-ilerleme (generation-propagation) ve her bir parçacık için akış parametreleri ile bunlar üzerinden yapılan

migrasyon (akış) miktarı tespiti adımlarında ortaya çıkarken, PF’lerde parçacık üretim ve yayılımlarına ilave olarak önem örnekleme ve yeniden örnekleme adımlarında parçacık sayısı kadar işlem gerekmekte olup GKF’lerinde ise işaretçi sayısına bağlı kovaryans tahmin hesapları işlem (karmaşıklık ve buna bağlı süre) yükünü oluşturmaktadır.

6.6 Değerlendirmeler

EZKH kavramı her ne kadar KUYS erişimsiz ortamlarda “yöngüdüm” gibi genel bir anlam ifade etse de ayrıntılarına indiğimizde SLAM başlığı altında bir çok farklı senaryo ve problem türü yer aldığını görebiliriz. Örneğin; haritalama kapsamında yoğun (dense) – seyrek (sparse) ayrımına benzer şekilde, grid tarama ve hacimsel (volumetric) karşılığında özellik (feature) temelli; ya da geometrik karşılığında (daha çok kenar ve köşe noktalarla ifade edilen) topolojik haritalamadan bahsedilebilir ve bunlar her biri kendi içinde bir çok disiplin barındıran alanlar olarak düşünülebilir. Ortam belirleyicileri (işaretçi-nirengi-lendmark) açısından hareketli işaretçilerin olduğu ortamları dinamik ve olmadığı durumları statik olarak; araç tür/sayısı açısından tekli (single) ve çoklu (multi) otonom platformlar (uzaktan kontrollü-RC olanlar hariç) olarak nitelersek bunların da çalışma alanlarında oldukça farklılıklar barındırdıkları açıktır. Hareketli işaretçiler barındıran ortamlar hareket algılama (motion detection), veri birleştirme (data association) ya da döngü kapama (loop closure) sorunlarıyla ilgilenirken, çoklu araç sistemleri (homojen ya da heterojen otonom araç takımları) bunlara ilave olarak ağ (network) ve haberleşme sorunlarıyla da karşı karşıya kalabilmektedirler. Bunlar dışında ‘herhangi bir zamanda ve herhangi bir yerde EZKH’ şeklinde sınıflayabileceğimiz/ayrımında bulunabileceğimiz problemler mümkün olup bunlar kara, hava, deniz (su) gibi temelde farklı platformları ya da iç-dış mekan (indoor-outdoor) farklılıklarını ifade edebilirler ve her biri kendi içinde ortam ışık (aydınlık) şiddeti temelli olan ayrı işaretçi belirleme dinamikleri barındırırlar. Yazında EZKH problemi için tahmin işleminde Markov/MonteCarlo/Bayes süreçlerden gelen yaklaşımla bir önceki/son araç pozisyonu kullanan (full-SLAM) filtresi ve buna karşılık sadece son değil tüm yol (path) boyunca oluşan pozisyonları (pose) kullanan (online-SLAM) smoother yaklaşımlarının farklılıkları dışında, güzergah belirleme (path planning) ile birleştirilmiş olan aktif SLAM - (klasik) pasif SLAM veya gerçek zamanlı-offline

EZKH ayrımlarını görmek de mümkündür. EZKH için güzergah belirleme (path planning) yaklaşımlarına benzer şekilde optimizasyon içeren grafik tabanlı (graph based) yöntemler mevcut olup bunun yanında, bu araştırma içinde de kullanılan (farklı boyut ve oranlardaki) hareket/gözlem belirsizliklerini hesaba katan işaretçi (lendmark) tabanlı yaklaşımlar ya da yapılarında belirsizlik altında tahmin yaklaşımları barındıran filtre tabanlı methodlar sıkça karşılaşılan tanımlamalardandır.

EZKH problemindeki bu çeşitlilikle birlikte, burada tartışılan yöntemler ile beşinci bölümde sunulan nicel veriler ve genel yazın taraması ile elde edilenler değerlendirildiğinde; EZKH probleminde belirsizlik altında tahmin araçlarından GKF'nin özellikle mevcut araç konumu ve işaretçi nesne konumlarından robotun soncul olasılığını doğru tahmin etmesinin yanında iyi bir araç hareket (sistem) modeli ve algılayıcı (sensör) gürültü bilgisi ile her adımda (m) işaretçi nesne boyutunun karesi kadar $O(m^2)$ verinin işlenerek kovaryans matrisinin yeniden oluşturulması gerektirdiği, bununla birlikte GKF'nin doğrusallaştırılmış sistemlerde ve gauss tipli gürültü ortamlarında Bölüm 5.6 ve 5.7'de verildiği gibi genel olarak başarılı sonuçlar verdiğini görülmektedir/bilinmektedir.

Parçacık filtresi yaklaşımları ise doğrusal olmayan ve farklı gürültü tipleri barındıran ortamlarda sağladıkları tahmin doğruluğuna rağmen genel olarak n adet parçacık için $O(nm)$ ya da veri eşleştirmeleri sonrası $O(n \log m)$ işlem yükü oluşturmaktadır. Bunun yüksek parçacık sayısı ihtiyacı düşünüldüğünde filtrenin (işlem yükü bakımından) elini zayıflattığı söylenebilir.

Literatürde verilen sonuçlara göre yapılacak en genel değerlendirmede sıkıştırılmış ya da ilave işlemci prosesleriyle hızlandırılmış yöntemleri bir kenara koymak şartıyla problemin türüne göre işaretçi sayısı ve kinematik model karmaşıklığı fazla olan (non-gaussian ve non-linear dahil) durumlarda parçacık filtresi temelli yaklaşımların GKF ve DKF göre daha doğru ancak işlem yükü nedeniyle daha yavaş sonuçlar verdiği söylenebilir. Bu nedenle problem türüne uyarlanmış yöntemler ile iyileştirilmiş/değiştirilmiş ve genişletilmiş yöntemlerin kullanıldığı sıkça görülmektedir [24,29,57,66,73,75,83,87].

Paralel mimari avantajlarının her zaman kullanılmak istenmesinin yanında yine senaryo uyumlu olmak kaydı ile gerçek zamanlı işlenebilir yaklaşımlar tercih

edilirken görüntü tabanlı yöntemler yukarıda geçen söz konusu kaygılarla gerçek zamanlı olmayan (off line) uygulamalarda daha çok kabul görmektedir.

Gerek bu çalışma bulgularından (Bölüm 5 ve 6) gerekse literatürde geçen sonuçlardan derlenmiş genel değerlendirme, mevcut EZKH yaklaşımlarında durum/parametre tahmini için kullanılan yöntemler ile kullanılan algılayıcılar ve bulundukları ortama göre Çizelge 6.5’de sunulmuştur.

Çizelge 6.5 : EZKH Yöntemleri Genel Performansları.

METHOD	PLATFORM	SENSOR	DEĞERLENDİRME
GENİŞLETİLMİŞ KALMAN FİLTRESİ	Kara/Deniz/Hava İnsansız Sistemleri Homojen ve Heterojen Çoklu Araçlar İnsansı robotlar	LAZER - SONAR ULTRASONİK RADAR/LİDAR	Hatası az /Hızlı Doğrusallaştırma sorunu Normal dağılmayan belirsizliklerde başarısı düşük Ölçüm belirsizliklerden etkilenmez Ancak yapısında tutarsızlıklar var
PARÇACIK FİLTRESİ	Deniz ve Yer Altı İncelemeleri ya da Askeri - Sivil Hizmet Sektörü Uygulamaları (Petrol, Maden, Sismik Araştırmaları gibi)	KAMERA Mono- Stereo Görme ATALETSEL INS/IMU Jiroskop,Akselerometre, Odometri	Yakınsama başarısı, Doğrusal olmayan araç modeli ve belirsizlikte başarılı Ancak parçacık dejenarasyonu var ve boyut büyüdükçe hatalı ve yavaş
PARÇACIK AKIŞ FİLTRESİ			Paralel işlemeye uygun, Basit ve Kararlı yapılı, Parçacık filtresinin başarısız olduğu düşük ölçüm belirsizliklerinde daha başarılı Ancak boyut büyüdükçe hata ve işlem karmaşıklığı ortaya çıkabilir

6.7 Sonuç

Filtre tutarlılığı EZKH için önemli bir kavram olup bu problemin temelinde var olan belirsizlik altında yapılan tahmin hatasının zamanla azaltılması ve doğru/güvenilir bir yöngüdümlü için filtre tutarlılığının artırılması gerekir.

Bu bölümde PAF tutarlılık ve gözlenebilirlik incelemelerine yer verilmiş olup PAF yapısında (ayrıca kovaryans matrisi hesabı olmayıp) GKF’den gelen kovaryans ve jakobiyen ifadeleri barındırdığından analizler bu ifadeler üzerinden yürütülmüştür.

Belirsizlik altında tahmin yapan filtrelerin tutarlılığı için verilen kriterler değerlendirildiğinde; yapılan tahminin sıfır ortalamalı olmamasının, kovaryans

tahmin deęerinin kk olmasının (aşıırı bilgi kazancı) ve gzergah seyrinde grlen (kk) ani deęişıklıkların tutarsızlık belirtileri olduęu, gzlenebilirlik testlerinde ise gzlenebilirlik matrisi mertebe analizlerinin gsterdięi gzlenemez alt uzayların filtre tutarsızlıklarına neden olduęu, kovaryans tahmininin gzlenemez alt uzaylardan bilgi alınamamasına raęmen klmeye devam etmesinin tutarsızlığın en nemli sebebi olduęunu dřnlmektedir.

Anlık ve lokal gzlenebilirlik analizleri yapıldıęı durumda EZKH yapısında tam gzlenebilirlięin olmadığı ve gzlenemeyen durumların iřareti nesne pozisyonları olduęu sylenebilir.

Bir bařka ifadeyle İHS'lerde konum (x,y,z) , ynsel hız (V_x,V_y,V_z) ve eksenle yapılan aırlarla ifade edilen durumların (state) gzlenebilir olduęu ancak iřareti nesne konumlarının (bearing, elevation, azimuth ve bunlara baęlı x_L,y_L,z_L) gzlenemez olduęu dřnlmektedir.

Sonuç itibariyle PAF tabanlı EZKH yaklařımları iin burada yapılan deęerlendirme ve analizler, filtre yapısında tutarlılık ve gzlenebilirlik kısıtlarının/sorunlarının bulunduęunu ve gzlenemeyen alt uzaylar nedeniyle EZKH filtresinin, birikimli tahmin hatasının arttıęını gzleyemedięini, bunun iin hata azalıyormuř gibi filtre kovaryansını azaltmaya devam ederek tutarsız bir yapıya sebep olduęunu gstermektedir.

Bu blmde ayrıca hem bu alıřma ile ilk kez nerilen Paracık Akıř Filtresi hem de dięer filtrelerin yaptıkları tahminlerde ortaya ıkan hata miktarları ile yakınsama sreleri (iřlem hızları) ve iřlem ykleri (complexity) arařtırılmıř olup iřlem yk nedenleri ortaya konulmaya alıřılmıřtır.

Ayrıca, gerek zamanlı uygulamalara bir ngr sunmak amacıyla algoritmaların hızlandırılmıř iřlemcilerde ortaya koydukları performanslar ve deęerlendirme yaklařımları bu blme eklenmiřtir.

Bylelikle bu alıřma ile yazında ilk kez nerilen PAF-U-EZKH yaklařımında ve dięer ok boyutlu uygulamalarda karřılařılan algoritmanın iřlem yk durumunun paralel iřlemeye msaade eden gerek zamanlı (real-time) alıřmalar iin azaltılabileceęi deęerlendirilmiřtir.

Buradaki sonuçlar ve mevcut yazın, işlem süresi açısından PAF'nin PF'ye göre ve paralel işlem gören parçacık akış filtresinin (Paralel-PAF) merkezi işlenen klasik PAF'a göre daha iyi (kısa) olduğunu, ancak (paralel işlemenin) çalışma yapısındaki paralelleştirme ve kullandığı yaklaşıklık nedeniyle doğruluk (hata küçültme) açısından klasik (merkezi) PAF'den daha başarılı olamadığını ve bununla beraber yakınsama (tahmin doğruluğu) açısından PAF'nin PF ve GKF'ye göre daha başarılı olduğunu göstermektedir.





7. SONUÇ DEĞERLENDİRME VE ÖNERİLER

Bu doktora çalışmasında esas olarak yazında ilk kez Parçacık Akış Filtresi tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama yapısını ortaya koyarak EZKH (stokastik tahmin yaklaşımı) problemine katkı sağlamak amaçlanmıştır.

Günümüz ve belki de gelecek insansız sistemleri için güvenli bir otonom yöngüdüm yapabilmenin vazgeçilmez ön koşulu olan araç konum bilgisinin doğru şekilde belirlenmesi hali hazırda küresel uydu yönbulum sistemleri yardımıyla gerçekleştirilse de bu sistemlerin olmadığı ya da savaş, doğal afet veya coğrafi koşullar nedeniyle bunlara erişilemediği ortamlarda alternatif bir çözüm ihtiyacı bir süredir araştırmacıları meşgul etmekte ve yöngüdüm yapılan bölgenin haritasının da bilinmemesi durumunda güvenli konum belirlemek oldukça zor bir problem olarak belirmektedir.

Eş Zamanlı Konumlama ve Haritalama bu duruma çare olmak düşüncesiyle ortaya çıkmış olmakla birlikte aynı anda hem platform konumu hem de ortam haritası belirlenmesi yöntemine verilen addır. Bu yöntemde uzun süre Kalman ve parçacık filtresi gibi yaygın yöntemler durum tahmin adımları için kullanılmış, model ya da grafik tabanlı üst seviye kontrol yöntemleri ve özellikle görüntü işleme teknikleri ise bu kapsamda ortaya çıkan veri birleştirme ya da döngü kapama sorunlarına kara, deniz, hava platformları için çözüm olarak düşünülmüştür. Bununla birlikte eş zamanlı konum belirleme ve haritalama probleminde (ya da alternatif çözüm arayışlarında denilebilir) son çeyrek yüzyıl gibi bir zaman içinde ortaya çıkan bilgiyi derleyerek gelinen noktayı anlama ihtiyacı nedeniyle tahmin yöntemi, platform yapısı, araç ve algılayıcı tipi ile ortam türü başlıklarında sınıflandırma yoluyla performans analizi ortaya koyma gerekliliği belirmiştir.

Bu çalışma genel olarak EZKH yöntemlerinin performans analizleri yanısıra literatürde ilk kez Parçacık Akış Filtresi Tabanlı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (PAF-EZKH) yaklaşımını ortaya koymak amacıyla olmuştur. Önerilen yöntemin insansız kara ve hava sistemlerinde uygulanabilirliği incelenmiş olup

denizaltı gibi platformlarda PAF tabanlı filtre yapısının tanımlanarak Parçacık Akış Filtresi Tabanlı Sualtı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (PAF-S-EZKH) yaklaşımının ortaya konulması ve performans değerlendirmelerinin yapılması gelecek çalışmalar arasında planlanmıştır. Bu çalışmanın devamında yine ilk defa PAF filtresinin tutarlılığı analiz edilerek ve durum tahmin başarısının yanısıra uzun süreli navigasyonlarda birikimli hatalara yol açan, parçacık akış filtre algoritmasında paralel biçimde işleyen ve parçacıkların akış miktarlarını belirlemede etkin olan kovaryans ve gözlem matrislerini yapısında bulunduran genişletilmiş Kalman filtresi kaynaklı tutarsızlıklar vurgulanarak iyileştirilmiş/tutarlılığı artırılmış filtre yapıları gelecek çalışmalarda önerilmiştir. Parçacık akış filtresi ile birlikte literatürde bahsi geçen diğer kabul görmüş tahmin yöntemleri insansız sistem platformları üzerinde benzetim testlerine tabi tutularak sonuçları değerlendirilmiştir.

Bu araştırmada elde edilen benzetim sonuçları parçacık akış filtresi tabanlı EZKH performansının parçacık sayısı, parçacık migrasyon (akış) adımı, süreç ve ortam gürültüleri gibi parametrelere bağlı olarak literatürde daha önce yer almış diğer tahmin yöntemlerine göre üstünlükler taşıdığı ve doğruluk (accuracy) açısından daha iyi sonuçlar verdiğini ancak hesaplama maliyeti açısından bazı gerçek zamanlı uygulamalar için kırılganlıklarının olabileceğini göstermiştir. Bununla birlikte filtrenin özellikle belirsizlikleri düşük algılayıcılar kullanan ölçüm ortamlarında parçacık filtresi yapısında ortaya çıkan dejenerasyon sorununu ortadan kaldırarak daha başarılı sonuçlar vermesi nedeniyle tercih edilebileceği görülmüştür.

Son dönemlerde özellikle Huang [84], Cadena [85], Özyeşil [100], Gaber [101] ve arkadaşları tarafından bugünü ve geleceği öngörülen sonraki EZKH araştırmaları içerisinde gerçek zamanlı (real-time) testlerle önerilen yöntemin hesaplama maliyetlerini daha net ve ayrıntılı ortaya koymak mümkün olabilir. Bu kapsamda bir insansız kara, deniz ve hava aracı ile parçacık akış filtresi algoritmasının detaylı (gerçek zamanlı/real-time) testlerini yapmak da mümkün olabilecektir.

Sonuç Değerlendirme ve Gelecek Çalışmalar Kapsamında;

Bu tez çalışmasında ilk kez, insansız sistemlerin küresel yönbulum araçlarına erişimlerinin olmadığı durumlarda kullanılabilecekleri güvenilir bir eş zamanlı

konum belirleme ve haritalama yöntemi olarak, parçacık akış filtresi önerilmiş ve yapı ayrıntılarıyla irdelenmiştir.

Girişin ardından tezin ikinci bölümde çalışmada kullanılan insansız araç sistemlerinin kinematik modelleri, bunlar için tanımlanan koordinat sistemleri, sensör modelleri ve benzetim senaryoları, üçüncü bölümde ise (ileride yapılacak olan karşılaştırmalara yönelik) EZKH problemi için mevcut Kalman ve parçacık tabanlı filtreler anlatılmıştır.

Parçacık akış filtresi yapısı, algoritma genel yaklaşımı, matematik formüller ve karşılaştırmalı benzetim çalışmaları ise ardışıl bölümlerde sunulmuştur. Benzetimler yeni önerilen parçacık akış filtresi performansının farklı araç ve ortam tipleri ile birlikte parçacık sayısı, ortam gürültüsü, sensor ve model belirsizlikleri gibi farklılıklar altında incelenmiş olup değerlendirmeler sonucunda; PAF'nin EZKH problemi için belirsizlik altında tahmin performansının başarılı olduğu, ölçüm belirsizliği düşük algılayıcılar için ortaya çıkan parçacık dejenerasyonu giderdiği ve kullanılan sensör güvenilirliği arttıkça PAF-EZKH filtresi tahmin hatasının azalacağı görülmüştür.

Bu çalışma ile ayrıca PAF tabanlı EZKH filtresinin tutarlılığı analiz edilmiş ve filtre tutarsızlığı belirtileri ve sebepleri araştırılmıştır. Çalışmalar sonucunda PAF tabanlı EZKH filtresinin bünyesinde barındırdığı standart GKF tutarsız yapısı nedeniyle uzun süreli bir yöngüdümler için güvenilirliğinde kırılmalıklar olduğu, uzun süreli yöngüdümler için bu yapı ile birlikte tutarlılığı artırılmış filtre ve tam tutarlı hale getirilmiş yapılarının kullanılabileceği ortaya çıkarılmıştır. Bu amaçla öncelikle GKF ve bünyesindeki kovaryansları kullanmayan parçacık akış filtresi versiyonları ile birlikte tutarlılığının artırılması için başka optimizasyon yöntemleri ile türev hatasının azaltılması denenebilir, türev kullanılmasına ihtiyaç duyulmayan DKF tabanlı U-EZKH filtresi de benzer şekilde optimize edilebilir.

Parçacık Akış Filtresi ve diğer filtrelerin yaptıkları tahminlerde ortaya çıkan hata miktarları ile yakınsama süreleri (işlem hızları) ve işlem yükleri (complexity) araştırılmış olup bu kapsamda gerçek zamanlı uygulamalara bir öngörü sunmak amacıyla algoritmaların hızlandırılmış işlemcilerde ortaya koydukları performanslar ve değerlendirme yaklaşımları son bölüme eklenmiştir. Böylelikle bu çalışma ile yazında ilk kez önerilen PAF- EZKH ve PAF-U-EZKH yaklaşımlarında ve diğer çok

boyutlu uygulamalarda karşılaşılan algoritmanın işlem süresi/yükü durumunun paralel işlemeye müsaade eden (FPGA tabanlı olanlar gibi..) gerçek zamanlı (real-time) çalışmalarda azaltılabileceği değerlendirilmiştir.

Ayrıca, benzetim sonuçları ile beraber daha önceki yazın çalışmaları tarandığında SLAM/EZKH problemi için ortaya çıkan genel perspektif/bakış açısı sonuç/değerlendirme bölümünde sunulmuştur.

Bu çalışmanın amaçları arasında ilgili kaynakların ve terimlerin derlenmesi de yer aldığından bu noktada, tezde ve diğer eş zamanlı konum belirleme ve haritalama çalışmalarında kullanılan aşağıdaki tanımları derlemekte/düzenlemekte fayda görüyoruz: Semboller bölümünde de değinildiği gibi EZKH Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama ve aynı anlamdaki SLAM Simultaneous Localization and Mapping şekliyle yazında yaygın kullanım görmekte olup daha çok otonom kara araçları ile yapılan çalışmalarda geçmektedir. Burada İnsansız Kara Sistemleri (İKS) ya da otonom kara araçları için yine yazında AGV-Autonomous Ground Vehicle ya da UGV-Unmanned Ground Vehicle teriminin sıklıkla kullanıldığını hatırlatmakta fayda var. Bununla birlikte EZKH kavramı daha çok yer sistemleri için, U-EZKH kavramı ise İnsansız Hava Sistemleri (İHS) için Uçak üzeri Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama anlamına gelirken eş değeri olarak A-SLAM (Airborne-SLAM) yaklaşımının/kavramının bazı araştırmalarda tercih edildiği görülmektedir. Bunlardan başka yazında denizaltı, göl ya da barajlar gibi su ortamlarında kullanılan AUV-Autonomous Underwater Vehicle, UUV-Unmanned Underwater Vehicle ya da İnsansız Deniz Sistemleri (İDS) için henüz kullanımı pek yaygın olarak görülmeyen S-EZKH Sualtı Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama veya eş değeri U-SLAM (Underwater SLAM) terimlerini bu araştırma ve devamı çalışmalar kapsamında önermeyi uygun buluyoruz. Ayrıca PAF-EZKH ve PAF-U-EZKH ifadeleri sırasıyla Parçacık Akış Filtresi tabanlı klasik ve uçak üzeri EZKH türlerini anlatırken PF-EZKH ve GKF-EZKH tanımları yine sırasıyla parçacık ve genişletilmiş Kalman tabanlı EZKH yaklaşımları için kullanılmaktadır.

Bu araştırmanı planlama safhasında tüm insansız sistemleri içermesi amacıyla ayrıca bir otonom deniz aracı, analiz ve benzetim çalışmalarına dahil edilmek istenmiş ancak daha sonra deniz aracının 6 serbestlik yapısı nedeniyle hava sistemine benzemesi, sadece sensör (sonar) farklılığı içermesi nedeniyle deneysel çalışma olmadan çok katkı sağlayamayacağı, ayrıca deniz sistemlerinde ortam ışık düzeyi,

işaretçiler gibi standart dışı durumlar nedeniyle sensör algılama yaklaşımları büyük ölçüde farklı olduğundan pek çok kabul/varsayım içeren gerçekten uzak bir yaklaşım olacağı ve verileri deneysel çalışma olmadan offline elde edilebilse de böyle bir sistemin buradaki İHS senaryosuna yakın olacağı değerlendirildiğinden bu çalışma bölümünden vazgeçilmiştir.

Bu çalışmanın amaçları arasında yer alan kara ve hava platformlarında filtre yaklaşımının deneysel (offline ve gerçek zamanlı) EZKH performans belirleme çalışmaları ile deniz (sualtı/göl/baraj..) ortamlarındaki hem benzetim hem de deneysel çalışmaların ise (bu araştırma süreci içinde yaşanan imkansızlıklar nedeniyle) gelecek çalışmalar arasında tartışılması amaçlanmıştır.

Bu kapsamda, (yine gelecek çalışmalar arasında değerlendirilmek üzere) doktora araştırması süreci içinde 2016 yılı Mart ayında Raytheon/Boston'da parçacık akış filtresi fikrinin mimarı Fred Daum ile gerçekleştirilen görüşme ile iletişime geçilmiş ve (çalışmalarda bulunduğumuz) Drexel, Hava Harp Okulu ve İstanbul Teknik Üniversitelerinde Parçacık Akış Filtresi ve Uygulamaları konusunda kendisinden seminer serisi önerisi gelmiş ve açılan iletişim kanalının sağlıklı yürütülmesiyle gelecekteki özellikle filtre yapısında yapılabilecek iyileştirmelere yönelik potansiyel ortak çalışmalar için zemin oluşturulabileceği değerlendirilmiştir. Ayrıca çeşitli aksamalar nedeniyle gerçekleştirilemeyen deneysel çalışmalar için (yine 2016 yılı içindeki doktora araştırmasında) dünyaca ünlü Upenn Üniversitesi Grasp Laboratuvarı ile iletişim kurularak birlikte yürütülebilecek ve özellikle ROS ortamında geliştirilecek projeler ve deneysel çalışmalar değerlendirilmiştir.

Sonuç olarak literatüre ilk kez kazandırılan PAF tabanlı EZKH yaklaşımı için bu ilk araştırmanın gerçekleşmesiyle bir adım atılmış olup performansı ile avantajlar getirme potansiyeli olan parçacık akış yaklaşımı kullanılarak yapısı değiştirilmiş/iyileştirilmiş, yüksek hesaplama kapasitesi olan üst seviyeli paralel programlama/işleme ortamlarında GPU-CUDA/cluster/core hızlandırılmış, kodlama/algoritması optimize edilmiş PAF-EZKH yapıları gibi ayrıntılı gelecek çalışmalar adına motivasyon elde edilmiştir. Ayrıca (kara ve hava dışında) su ortam türlerindeki sistemler ve çoklu araç (multi vehicle/agent) sistemleri için düzenlenmiş PAF-EZKH yaklaşımları, olasılıksal robotik içinde ve dışındaki diğer problem türleri için PAF uyarlamaları ve burada sözü edilemeyen (histogram, bilgi .. vs. gibi) yazındaki diğer belirsizlik altında filtreleme yaklaşımlarıyla yapılacak performans

karşılaştırma ve tarama arařtırmaları ile ayrıntılı tutarılık analizleri ve tutarlılıęı arttırılmıř yapılar iin yapılacak arařtırmalar da gelecek alıřmalar arasında deęerlendirilmiřtir.



KAYNAKLAR

- [1] **Smith R., Cheesman P.** (1987). On the Representation of Spatial Uncertainty, *Int. J. Robot. Res.*, 5(4), 56–68.
- [2] **Dissanayake G., Durrant-Whyte H.F., Bailey T.** (2000). A Computationally Efficient Solution to the Simultaneous Localisation and Map Building (SLAM) Problem, *ICRA*, San Francisco, CA, USA : April 24-28.
- [3] **Durrant-Whyte H.F., Bailey T.** (2006). Simultaneous Localization and Mapping (SLAM): Part I The Essential Algorithms, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 13(2), 99–110.
- [4] **Durrant-Whyte H.F., Bailey T.** (2006). Simultaneous Localisation and Mapping (SLAM): Part II State of the Art, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 13(3), 108–117.
- [5] **Andrade-Cetto J., Sanfeliu A.** (2004). The Effects of Partial Observability in SLAM, *IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, New Orleans LA, USA : April 26 - May 1.
- [6] **Bryson M., Sukkarieh S.** (2008). Observability Analysis and Active Control for Airborne SLAM, *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 44(4), 261-280.
- [7] **Huang G.P., Trawny N., Mourikis A.I., Roumeliotis S.I.** (2011). Observability-based Consistent EKF Estimators for Multi-robot Cooperative Localization, *Autonomous Robots*, 30 (1), 99-122.
- [8] **Vidal-Calleja T., Andrade-Cetto J., Sanfeliu A.** (2004). Conditions for Suboptimal Filter Stability in SLAM, *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sendai, Japan : Sept. 28 - Oct. 2.
- [9] **Nemra A., Aouf N.** (2009). Robust Airborne 3D Visual Simultaneous Localization and Mapping with Observability and Consistency Analysis, *The Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 55 (1), 345-376.
- [10] **Castellanos J.A., Neira J., Tardos J.** (2004). Limits to the Consistency of EKF-Based SLAM, *IAV 2004 5th IFAC Symp. on Intelligent Autonomous Vehicles*, Lisboa, Portugal : 5-7 June.
- [11] **Kim J., Sukkarieh S.** (2003). Airborne Simultaneous Localisation and Map Building, *IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, Taipei, Taiwan : Sept 14-19.
- [12] **Thurn S., Thayer S., Whittaker W., Baker C., Burgard W., Ferguson D., Hahnel D., Montemerlo M., Morris A., Omohundro Z., Reverte C.** (2004). Autonomous Exploration and Mapping of Abandoned Mines, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 11(1), 79-91.

- [13] **Kim J., Sukkarieh S.** (2004). Autonomous Airborne Navigation in Unknown Terrain Environments, *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 40(3), 1031-1044.
- [14] **Kurnaz S., Çetin Ö.** (2010). Autonomous Navigation and Landing Tasks for Fixed Wing Small Unmanned Aerial Vehicles, *Acta Polytechnica Hungarica*, 7 (1), 87-102.
- [15] **Iser R., Wahl F.M.** (2010). AntSLAM: Global Map Optization Using Swarm Intelligence in Non-Static Environments, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, Alaska, USA : May 3-8.
- [16] **Yavuz S., Kurt Z., Biçer M.S.** (2009). Simultaneous Localisation and Mapping Using Extended Kalman Filter, *IEEE 17th Signal Processing and Communications Applications Conference*, Antalya Turkey : April 9-11.
- [17] **Kim J.H., Sukkarieh S.** (2005). Recasting SLAM-Towards Improving Efficiency and Platform Independency, *Robotic Research STAR* 15(1), 399-408.
- [18] **Thrun S., Liu Y., Koller D., Ng A., Ghahramani Z., Durrant-Whyte H.** (2004). Simultaneous Mapping and Localization with Sparse Extended Information Filters, *International Journal of Robotics Research*, 23(1), 693-716.
- [19] **Thrun S., Sukkarieh S.** (2007). Simultaneous Mapping and Localization with Sparse Extended Information Filters; Theory and Initial Results, *Robotics and Autonomous Systems*, 55(1), 62-71.
- [20] **Hashikawa F., Morioka K.** (2011). Mobile Robot Navigation Based on Interactive SLAM with an Intelligent Space, *8th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI)*, Incheon, South Korea : November 23-26.
- [21] **Kim J.H., Sukkarieh S.** (2004). Autonomous Airborne Navigation in Unknown Terrain Environments, *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 40(3), 1031-1044.
- [22] **Guofeng T., Zizhang W., NingLong W., Wenbo H.** (2012). An Omni-Directional vSLAM based on Spherical Camera Model and 3D Modeling 10th World, *Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*, Beijing, China : July 6-8.
- [23] **Ganganath N., Leung H.** (2012). Mobile Robot Localization Using Odometry and Kinect Sensor, *IEEE International Conference on Emerging Signal Processing Applications (ESPA)*, Las Vegas, NV, USA : Jan 12-14.
- [24] **Yu H., Longsheng W., Yunzhi Y.** (2012). A Video Tracking Algorithm For UAV Based on Differential Evolution Particle Filter, *31st Chinese Control Conference (CCC)*, Hefei, China : July 25-27.
- [25] **Spruyt V., Ledda A., Philips W.** (2013). Sparse Optical Flow Regularization for Real-Time Visual Tracking, *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, San Jose, California, USA : July 15-19.

- [26] **Yaojun L., Pan Q., Zhao C., Yang F.** (2012). Scene Matching based EKF-SLAM Visual Navigation, *31st Chinese Control Conference (CCC)*, Hefei, China : July 25-27.
- [27] **Wu A. D., Johnson E. N., Kaess M., Chowdhary F.G.** (2013). Autonomous Flight in GPS-Denied Environments Using Monocular Vision and Inertial Sensors, *Journal of Aerospace Information Systems*, 10 (4), 1-19.
- [28] **Caballero F., Merino L., Ferruz J., Ollero A.** (2009). Unmanned Aerial Vehicle Localization Based on Monocular Vision and Online Mosaicking, A New Mapping Framework, *Intel Robot Systems*, 55(1), 323-343.
- [29] **Welle J., Schulz D., Bachran T., Cremers A.B.** (2010). Optimization Techniques for Laser-Based 3D Particle Filter SLAM, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, Alaska, USA : May 3-8.
- [30] **Jia S., Yin X., Li X.** (2012). Mobile robot parallel PF-SLAM based on OpenMP, *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, Guangzhou, China : December 11-14.
- [31] **Li X., Jia S., Wang K., Yin X.** (2012). Distributed parallel processing of mobile robot PF-SLAM, *International Conference on Automatic Control and Artificial Intelligence ACAI*, Xiamen, China : March 24-26.
- [32] **Zhang H., Martin F.** (2013). CUDA Accelerated Robot Localization and Mapping, *IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications (TePRA)*, Woburn, MA, USA : April 22-23.
- [33] **Yoona S., Hyunga S., Leea M., Roha K. S., Ahna S.H., Geeb A., Bunnunb P., Calwayb A., Mayol-Cuevasb W.W.** (2013). Real-time 3D Simultaneous Localization and Map-Building for A Dynamic Walking Humanoid Robot, *Advanced Robotics*, 27(10), 759-772.
- [34] **Bibby C., Reid I.** (2010). A Hybrid SLAM Representation for Dynamic Marine Environments, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, Alaska, USA : May 3-8.
- [35] **Aditya A.** (2012). Implementation of a 4D fast SLAM Including Volumetric Sum of the UAV, *6th International Conference on Sensing Technology (ICST)*, Kolkata, India : December 8-21.
- [36] **Xi-Bin W., Guo-Rong Z., Shuang P.** (2011). Overview on Simultaneous Localization and Mapping For Uninhabited Aerial Vehicle Vision, *30th Chinese Control Conference (CCC)*, Yantai, China : 22-24 July.
- [37] **Wang C., Wang T., Liang J., Chen Y., Zhang Y., Wang C.** (2012). Monocular visual SLAM for small UAVs in GPS-denied environments, *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, Guangzhou, China : December 11-14.

- [38] **Jianli S., Shuang P., Yugiang W., Xibin W.** (2011). Unscented FastSLAM for UAV, *International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT)*, Harbin, China : December 24-26.
- [39] **Kim J., Sukkarieh S.** (2005). 6DoF SLAM aided GNSS/INS Navigation in GNSS Denied and Unknown Environments, *Journal of Global Positioning Systems*, 4(1-2), 120-128.
- [40] **Kim J., Sukkarieh S.** (2007). Real-Time Implementation of Airborne Inertial-SLAM, *Robotics and Autonomous Systems*, 55(1), 62-71.
- [41] **Oğuz A.E., Temeltaş H.** (2013). On the Consistency Analyzing of A-SLAM for UAV Navigating in GNSS Denied Environment, *Acta Polytechnica Hungarica*, 10 (4), 119-132.
- [42] **Ribas D., Ridao P., Tardós J.D., Neira J.** (2008). Underwater SLAM in Man-made Structured Environments, *Journal of Field Robotics*, 25(11-12), 898–921.
- [43] **Andrade-Cetto J., Sanfeliu A.** (2005). The Effect of Partial Observability When Building Fully Correlated Maps, *IEEE Transaction on Robotics*, 21(4), 771-777.
- [44] **Oğuz A.E., Temeltaş H.** (2013). Extended Kalman Filter Based Airborne Simultaneous Localization And Mapping, *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 6 (2), 69-74.
- [45] **T.Vidal-Calleja, Andrade-Cetto J., Sanfeliu A.** (2004). Estimator Stability Analysis in SLAM, *IAV 2004 5th IFAC Symp. on Intelligent Autonomous Vehicles*, Lisboa, Portugal : June 5-7.
- [46] **Zhang L., Meng X., Chen Y.** (2009). Convergence and Consistency Analysis for FastSLAM, *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Xi'an, China : June 3-5.
- [47] **Bailey T., Nieto J., Guivant J., Stevens M., Nebot E.** (2006). Consistency of the EKF-SLAM Algorithm, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Beijing, China : Oct 9-15.
- [48] **Huang S., Disanayake G.** (2006). Convergence Analysis for Extended Kalman Filter based SLAM, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Beijing, China : Oct 9-15.
- [49] **Huang G., Mourikis A.I., Roumeliotis S.I.** (2008). Analysis and Improvement of the Consistency of Extended Kalman Filter based SLAM, *ICRA IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Pasadena California, USA : May 19-23.
- [50] **Huang G., Mourikis A.I., Roumeliotis S.I.** (2008). A First-Estimates Jacobian EKF for Improving SLAM Consistency, *11th ISER International Symposium on Experimental Robotics*, Athens, Greece : Jul 13-16.
- [51] **Huang G., Mourikis A.I., Roumeliotis S.I.**, (2008) *Generalized Analysis and Improvement of the Consistency of EKF-based SLAM*, Technical Report, MARS Lab, University of Minnesota, USA.

- [52] **Julier S.J., Uhlman J.K.**, (2001) Simultaneous Localisation and Map Building Using Split Covariance Intersection, *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Maui HI, USA : Oct. 29 - Nov 3.
- [53] **Castellanos J.A., Neira J., Tardos J.D.**, (2004) Limits to the Consistency of EKF-Based SLAM, *IAV2004 5th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles*, Lisboa, Portugal : June 5-7.
- [54] **Huang S., Disanayake G.** (2007). Convergence and Consistency Analysis for Extended Kalman Filter based SLAM, *IEEE Transactions on Robotics*, 23(5), 1036-1049.
- [55] **Huang G., Mourikis A.I., Roumeliotis S.I.** (2010). Observability-based Rules for Designing Consistent EKF SLAM Estimators, *The International Journal of Robotics Research*, 29, (5), 502-528.
- [56] **Hesch J.A., Dimitrios G.K., Bowman S.L., Roumeliotis S.I.** (2012). *Observability-constrained Vision-aided Inertial Navigation*, Technical Report, MARS Lab, University of Minnesota, USA.
- [57] **Yang P.** (2012). Efficient Particle Filter Algorithm for Ultrasonic Sensor-based 2D Range-Only Simultaneous Localisation and Mapping Application, *IET Journals & Magazines, Wireless Sensor Systems*, 2(4), 394- 401.
- [58] **Castellanos J., Martinez-Cantin R., Tardos J.D., Neira J.** (2007). Robocentric Map Joining: Improving the Consistency of EKF-SLAM, *Robotics and Autonomous Systems*, 55(1), 21-29.
- [59] **Leonard J., Durrant-Whyte H., Cox I.** (1992). Dynamic Map Building for an Autonomous Mobile Robot, *The International Journal of Robotics Research*, 11(4), 286–298.
- [60] **Castellanos J.A., Montiel J.M.M., Neira J., Tardos J.D.** (1999). The SPmap: A Probabilistic Framework for Simultaneous Localization and Map Building, *IEEE Transactions on Robotics Automation*, 15(5), 948–953.
- [61] **Tardos J.D., Neira J., Newman P., Leonard J.** (2002). Robust Mapping and Localization in Indoor Environments Using Sonar Data, *International Journal Robotics Research*, 21(4), 311–330.
- [62] **Estrada C., J. Neira, Tardos J.D.** (2005). Hierarchical SLAM: Real-Time Accurate Mapping of Large Environments, *IEEE Transactions on Robotics*, 21(4), 588 – 596.
- [63] **Paz L.M., Neira J.** (2006). Optimal Local Map Size for EKF-based SLAM, *IROS'06 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Beijing, China : Oct 9-15.
- [64] **Paz L.M., Jensfelt P., Tardos J.D., Neira J.** (2007). EKF SLAM updates in $O(n)$ with Divide Conquer SLAM, *ICRA'07 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Roma, Italy : 10-14 April.
- [65] **Grisetti G., Kümmerle R., Stachniss C., Frese U., Hertzberg C.** (2010). Hierarchical Optimization on Manifolds for Online 2D and 3D Mapping, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, Alaska, USA : May 3-8.

- [66] **Mohan M., Madhava K.** (2010). Mapping Large Scale Environments by Combining Particle Filter and Information Filter, *11th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, Singapore : December 7-10.
- [67] **Vivet D., Checchin P., Chapuis R.** (2013). Localization and Mapping Using Only a Rotating FMCW Radar Sensor, *Sensors 2013*, 13(4), 4527-4552.
- [68] **Şencan O., Turanlı M., Temeltaş H., Kurnaz S., Bogosyan S.** (2010). A Real-time SLAM Algorithm with Optical Flow based Motion Extraction for Autonomous Robot Navigation, *International Unmanned Vehicles Workshop UVW*, İstanbul, Turkey : June 10-12.
- [69] **Kim J., Sukkariéh S., Wishart S.** (2003). Real-Time Navigation, Guidance and Control of a UAV Using Low-Cost Sensors, *International Conference of Field and Service Robotics*, Yamanashi, Japan : July 14-16.
- [70] **Guivant J., Nebot E.** (2013). Optimization of the Simultaneous Localization and Map Building Algorithm for Real Time Implementation, *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 17(3), 242-257.
- [71] **Moratuwage, D., Vo B.N., Wang D.; Wang H.** (2012). Extending Bayesian RFS SLAM to Multi-vehicle SLAM, *12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, Guangzhou, China : Dec 5-7.
- [72] **Li S. S., Xu Y.H., Xu X. L., Zhu N.H.** (2012). Simulation Research on Multi-Robot SLAM of Information Filter, *12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, Guangzhou, China : Dec 5-7.
- [73] **Carlone L., Ng M.K., Du J., Bona B., Indri M.** (2010). Rao-Blackwellized Particle Filters Multi-Robot SLAM with Unknown Initial Correspondences and Limited Communication, *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Anchorage, Alaska, USA : May 3-8.
- [74] **Castellanos J.A., Neira J., Tardos J.D.** (2001). Multi-sensors Fusion for Simultaneous Localization and Map Building, *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 17(6), 908-914.
- [75] **Howard A.** (2006). Multi-robot Simultaneous Localization and Mapping using Particle Filters, *Internaional Journal of Robotics Research Sensors*, 25(12), 1243-1256.
- [76] **Koperski C.** (2007). *Multi-Robot Fast SLAM For Large Domains*, Master Thesis, Air Force Institute of Technology (AFIT) Dayton, Ohio, USA.
- [77] **Li X., Aouf N.** (2012). Cooperative vSLAM based on UAV application, *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, Guangzhou, China : December 11-14.
- [78] **Bryson M., Sukkariéh S.** (2009). Architectures for Cooperative Airborne Simultaneous Localisation and Mapping, *J Intel Robot Systems*, 55(1), 267-297.

- [79] **Li X., Aouf N.** (2013). Experimental Research on Cooperative vSLAM for UAVs, *Fifth International Conference on Computational Intelligence Communication Systems and Networks (CICSyN)*, Madrid, Spain : June 5-7.
- [80] **Martin A., Emami M.R.** (2010). Just-in-time Cooperative Simultaneous Localization and Mapping, *11th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, Singapore: December 7-10.
- [81] **Qu L.; Wang H.** (2011). An Overview of Robot SLAM Problem, *International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet)*, XianNing, China : April 16-18.
- [82] **Naminski, Megan R.** (2013). *An Analysis of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) Algorithms*, Honors Projects (Paper 29), Mathematics, Statistics and Computer Science, Macalester College, Saint Paul, Minnesota, USA.
- [83] **Du J., Carlone L., Kaouk N.M., Bona B., Indri M.** (2011). A Comparative Study on Active SLAM and Autonomous Exploration with Particle Filters, *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, Budapest, Hungary : July 3-7.
- [84] **Huang S., Dissanayake G.** (2016). A Critique of Current Developments in Simultaneous Localization And Mapping, *International Journal of Advanced and Robotic Systems*, 13(5), 1-13.
- [85] **Cadena C., Carlone L., Carrillo H., Latif Y., Scaramuzza D., Neira J., Reid I.D., Leonard J.J.** (2016). Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Towards the Robust-Perception Age, *IEEE Transactions On Robotics*, 32(6), 1309-1332.
- [86] **Monjazez A., Sasiadek J.Z., Necsulescu D.** (2011). Autonomous Navigation Among Large Number of Nearby Landmarks Using FastSLAM and EKF-SLAM - A Comparative Study , *16th International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR)*, Międzyzdroje, Poland : August 22-25.
- [87] **Rigatos G.G.** (2010). Technical Analysis and Implementation Cost Assessment of Sigma-Point Kalman Filtering and Particle Filtering in Autonomous Navigation Systems, *IEEE 71st Vehicular Technology Conference (VTC 2010-Spring)*, Taipei, Taiwan : May 16-19.
- [88] **Daum F., Huang J.** (2010). Exact Particle Flow For Nonlinear Filters: Seventeen Dubious Solutions To A First Order Linear Underdetermined PDE, *Forty Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (ASILOMAR)*, Pacific Grove, California, USA : November 7-10.
- [89] **Daum F., Huang J.** (2011). Particle Flow For Nonlinear Filters, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Prague Congress Center, Prague, Czech Republic : May 22-27.

- [90] **Daum F., Huang J.** (2013). Particle Flow For Nonlinear Filters, Bayesian Decisions And Transport, *16th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, Istanbul, Turkey : July 9-12.
- [91] **Ding T., Coates M.J.** (2012). Implementation of the Daum-Huang Exact-Flow Particle Filter, *IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*, Ann Arbor, Michigan, USA : August 5-8.
- [92] **Jilkov V.P., Wu J., Chen H.** (2013). Performance comparison of GPU-accelerated particle flow and particle filters, *16th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, Istanbul, Turkey : July 9-12.
- [93] **Charalampidis D., Jilkov V.P., Wu J.** (2015). Implementation and Performance of FPGA-accelerated Particle Flow Filter, *SPIE Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, Signal and Data rocessing of Small Targets*, San Diego, California, USA : August 9-13.
- [94] **Canlı G.A., Kurtoglu İ., Canlı M.O., Tuna Ö.S.** (2015). Unmanned Underwater Vehicles (ISAA-AUV & ROV) Design and Applications in Turkey and in the World, *ITU GiBD Journal*. 4(1), 43-75.
- [95] **Hanafi D., Abueejela Y.M., Zakaria M.F.** (2013). Wall Follower Autonomous Robot Development Applying Fuzzy Incremental Controller, *Intelligent Control and Automation*, 4(1), Article ID: 27701, doi:10.4236/ica.2013. 41003.
- [96] **Url-1** < <http://networks.ece.mcgill.ca/node/388>>, Date Retrieved 22.04.2018.
- [97] **Bar-Shalom Y., Li X.R., Kirubarajan T.** (2001). *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*, New York, NY : John Wiley and Sons.
- [98] **Mallick M., Sindhu B.** (2015). Critical Analysis of The Particle Flow Filter, *ICCAIS 2015 International Conference on Control, Automation and Information Sciences*, Changshu, China : Oct 29-31.
- [99] **Daum F., Huang J.; Noushin A.** (2016). A Friendly Rebuttal to Mallick and Sindhu on Particle Flow for Bayes' Rule, *SPIE Signal Processing, Sensor/Information Fusion, and Target Recognition XXV; Proceedings*, 9842(1), 98420H; doi: 10.1117/12.2217758.
- [100] **Özyeşil O., Voroninski V., Basri R., Singer A.** (2017). A Survey on Structure from Motion, *Acta Numerica*, 26(1), 305-364. doi:10.1017/S096249291700006X.
- [101] **Gaber H., Marey M., Amin S., Tolba M. F.** (2017). Localization and Mapping for Indoor Navigation: Survey, *Handbook of Research on Machine Learning Innovations and Trends*. Hershey, PA: IGI Global, doi:10.4018/978-1-5225-2229-4.

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad: Erol DUYMAZ
Doğum Yeri ve Tarihi: İzmir 1978
E-Posta: erolduymaz@hotmail.com

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans:** 2002, 9 Eylül Üniversitesi, Elektrik Elektronik Müh.
- **Yüksek Lisans:** 2008, Osmangazi Üniversitesi, Mühendislik Yön.Org.
- **Yüksek Lisans:** 2010, Old Dominion University USA, ECE.
- **Doktora Araştırması:** 2016, Drexel University USA.

DOKTORA TEZİNDEN TÜRETİLEN YAYINLAR ve SUNUMLAR:

- **Duymaz E., Oğuz A.E., Temeltaş H.** 2015. Performance Analysis of Filter Based Airborne Simultaneous Localization and Mapping Methods. *RAST 2015 7th International Conference on Recent Advances in Space Technologies*, June 16-19, 2015 İstanbul, Turkey.
- **Duymaz E., Oğuz A.E.** 2016. İHA Sistemlerinde Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (EZKH) Yöntemleri, *Silahlı Kuvvetler Dergisi*, 427 (1), 46-56.
- **Duymaz E., Oğuz A.E., Temeltaş H.** 2016. Airborne-SLAM Approaches as Automation Techniques of Air Transportation, *ICRAT 2016 7th International Conference on Research in Air Transportation*, June 20-24, 2016 Philadelphia, PA, USA .
- **Duymaz E., Oğuz A.E., Temeltaş H.** 2017. Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama Probleminde Yeni Bir Durum Tahmin Yöntemi Olarak Parçacık Akış Filtresi, *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 32(4), 1255-1270.

