



T.C.
KIRIKKALE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

**DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE ATALETSEL
NAVİGASYON SİSTEMLERİNDE DOĞRULUĞUN
GELİŞTİRİLMESİ**

FATİH ŞAHİN
SAVUNMA TEKNOLOJİLERİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN
Dr. Öğr. Üyesi Faruk ULAMIŞ

KIRIKKALE-2022



T.C.
KIRIKKALE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

**DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE ATALETSEL
NAVİGASYON SİSTEMLERİNDE DOĞRULUĞUN
GELİŞTİRİLMESİ**

FATİH ŞAHİN
SAVUNMA TEKNOLOJİLERİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN
Dr. Öğr. Üyesi Faruk ULAMIŞ

KIRIKKALE-2022

Fatih ŞAHİN tarafından hazırlanan “DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE ATALETSEL NAVIGASYON SİSTEMLERİNDE DOĞRULUĞUN GELİŞTİRİLMESİ” adlı tez çalışması, aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Savunma Teknolojileri Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Faruk ULAMIŞ

İmza.....

Anabilim Dalı, Kırıkkale Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

Başkan: Doç. Dr. Murat LÜY

İmza.....

Devreler ve Sistemler Anabilim Dalı, Kırıkkale Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Fuat TÜRK

İmza.....

Bilgisayar Yazılımı Anabilim Dalı, Çankırı Karatekin Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

Tez Savunma Tarihi: 29/08/2022

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Yüksek Lisans Tezi olması için gerekli şartları yerinegetirdiğini onaylıyorum.

.....
Prof. Dr. Recep ÇALIN
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYANI

Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

İmza

Fatih ŞAHİN

ÖZET

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE ATALETSEL NAVIGASYON SİSTEMLERİNDE DOĞRULUĞUN GELİŞTİRİLMESİ

ŞAHİN, Fatih

Kırıkkale Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Savunma Teknolojileri Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Faruk ULAMIŞ

Eylül 2022, 72 sayfa

Ataletsel navigasyon sistemleri (ANS), çeşitli sensörleri kullanarak, hava araçları, kara araçları, füzeler, deniz araçları gibi çeşitli araçlar ile özellikle son yıllarda giyilebilir sensörler yardımıyla insanların ve araçların kendi konumlarını bulmasına yardımcı olur. ANS hâlâ başlangıç aşamasında olmasına rağmen, bu algoritmaların ANS konumlandırma alanına aktarılması, kaotik acil durum ortamlarında personeli koordine etmek için hayati önem taşıyabilir. Ataletsel ölçüm birim (AÖB) kullanılan nispeten ucuz sensörlerle uygulanan ataletsel navigasyon sistem çözümleri yalnızca kısa süreler için doğrudur, çünkü sensör tahminleri ve gürültü zamanla daha düşük kalite tahminlerine yol açar.

AÖB ile yapılan ANS uygulamalarında sıfır hız algılama (SHA) işleminin doğru tespit edilmesi ölçüm hatalarını düşüren en önemli etkidir. Bu çalışmada, SHA' yı daha doğru bir şekilde tespit etmek için sunulan yöntem, sıfır hız durumlarını ham atalet verilerinden sınıflandırmak için uzun kısa süreli bellek (RNN-LSTM) yardımıyla tekrarlayan bir sinir ağı kullanılmıştır. Önerilen yöntemlerle yapılan ANS farklı ortamlar için uygulanmış ve standart ANS çözümünden daha yüksek hassasiyette ölçümler yaptığı görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Ataletsel navigasyon, ataletsel algılama, IMU, dead-reckoning hesabı, sıfır hız algılama, makine öğrenimi

ABSTRACT

IMPROVING ACCURACY IN INERTIAL NAVIGATION SYSTEMS WITH DEEP LEARNING METHODS

ŞAHİN, Fatih

Kırıkkale University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Defense Technologies, M. Sc.Thesis

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Faruk ULAMIŞ

September 2022, 72 Pages

Inertial navigation systems (ANS), using various sensors, help people and vehicles to find their own position with the help of various vehicles such as aircraft, land vehicles, missiles, sea vehicles, and especially with the help of wearable sensors in recent years.

Although ANS is still in its infancy, importing these algorithms into the human positioning field could be vital for coordinating personnel in chaotic emergency environments. Inertial navigation system solutions implemented with relatively inexpensive sensors using an inertial measurement unit (IMU) are only accurate for short periods of time, because sensor estimates and noise lead to lower quality estimates over time. Accurate detection of zero velocity detection (ZUPT) is the most important factor reducing measurement errors in ANS applications with IMU. In this study, the presented method to detect SHA more accurately, a recurrent neural network with the help of long short-term memory (RNN-LSTM) is used to classify zero-rate states from raw inertial data. ANS made with the proposed methods has been applied for different environments and it has been seen that it makes higher precision measurements than the standard ANS solution.

Key Words: Inertial navigation, inertial detection, IMU, dead-reckoning calculation, zero velocity detection, machine learning

TEŐEKKÜR

Tezimin hazırlanması esnasında bilgisini ve desteęini paylaşmaktan hiçbir zaman çekinmeyen danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Faruk ULAMIŐ' a, hocalarım Doç. Dr. Murat LÜY, Dr. Öğr. Üyesi Fuat TÜRK, Arş. Gör. Hüseyin AYDİLEK ve Arş. Gör. Mustafa Yasin ERTEN'e katkılarından dolayı teşekkür ederim.

Bu tezi, eğitim hayatım boyunca yanımda olan ve beni destekleyen aileme ithaf ederim.



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET	iv
ABSTRACT	v
İÇİNDEKİLER	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
SİMGELERVE KISALTMALAR DİZİNİ	xii
1. GİRİŞ	1
2. GENEL BAKIŞ	8
2.1. ANS ve Konfigürasyonları	8
2.1.1. Stabil Platform Sistemleri	10
2.1.2. Askı (Strapdown) Sistemleri	11
2.1.2.1. Strapdown Ataletsel Navigasyon Matematiksel Modeli	13
2.2. Ataletsel Navigasyon Sisteminde Kullanılan Sensörler ve Hata Türleri	14
2.2.1. Jiroskoplar	14
2.2.1.1. Jiroskop Türleri	15
2.2.2. Lineer İvmeölçerler	23
2.2.2.1. İvmeölçer Türleri	23
2.2.3. Sensör Hataları Genel Özet	28
2.3. ANS'de Referans Konum ve Hizalama	29
2.4. ANS Hata Modelleri	30
2.5. Koordinat Çerçeveleri	30
2.5.1. Eylemsiz Çerçeve (i-frame)	30
2.5.2. Dünya Merkezli, Sabitlenmiş (ECEF) Çerçeve (e-frame)	30
2.5.3. Navigasyon Çerçevesi (n-frame)	31
2.5.4. Gövde Çerçevesi (body frame, b-frame)	32
2.5.5. Koordinat Çerçevelerinin Dönüşümü	32
2.6. ANS Hata Modeli	34
2.7. Kalman Filtresi	34

2.7.1. Kalman Filtresi Temel Prensibi	35
2.7.2. Kalman Filtresi Tahmini	36
2.7.3. Kalman Filtresi Ölçüm Güncellemesi	36
2.7.4. Kalman Filtresi Ölçüm Güncellemesi	36
2.8. ANS Hata Düzeltmesi	39
3. MATERYAL ve YÖNTEM	41
3.1. Sıfır Hız Destekli ANS	43
3.2. Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN).....	44
3.2.1. Long-Term Bağımlılık Sorunu	45
3.2.2. LSTM Ağları	46
3.2.2.1. LSTM'lerin Amacı	48
3.2.2.2. Adım Adım LSTM İncelemesi	49
3.2.2.3. Uzun Kısa Süreli Belleğin Değişkenleri	51
3.2.2.3. LSTM Tabanlı Sıfır Hız Sınıflandırması	53
4. DENEY.....	55
4.1. Veri Kümesi Toplama	55
4.2. RNN Eğitimi.....	56
4.3. Yürüyüş Deneyleri	57
4.4. Merdiven Çıkma Deneyleri	63
5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA	65
KAYNAKLAR	67
ÖZGEÇMİŞ.....	72

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil	Sayfa
1.1. Bir binada bilinen yerlere yerleştirilmiş birkaç aktif RFID etiketinden elde edilen Alınan Sinyal Gücünün yardımıyla ayak monteli bir AÖB kullanılan bir ANS	2
1.2. Entegre bir AÖB (IMU) + WIFI sistemi ile konum hesabı için örnek bir blok diyagramı	3
1.3. Entegre bir AÖB (IMU) + UWB sistemi ile konum hesabı için örnek bir blok diyagramı	3
1.4. Örnek bir AÖB(IMU)	4
1.5. Zamanla hata miktarı artarak hedef doğruluğunu azalttığını anlatan bir grafik.....	5
1.6. ZUPT(SHA) ve Kalman filtreleriyle sensörlerden gelen ham veriler ile oluşan hatalar giderilmeye çalışılır	6
2.1. Atalet ölçüm birimleri fiziksel yapısı, Strapdown ve Gimbal Sistemler (Soldan sağa sırayla).....	10
2.2. Bir stabil platform örneği.....	11
2.3. Stabil platform için ataletsel navigasyon şeması	11
2.4. Kayış(strapdown) ataletsel navigasyon algoritması.....	12
2.5. Strapdown atalet navigasyon sistemi mekanizasyonunun temel blokları.....	13
2.6. Strapdown atalet navigasyon sistemi mekanizasyonunun temel blokları.....	16
2.7. Sagnac etkisi. Kesikli çizgi, dönüş yönünde hareket eden kirişin izlediği yoldur. Düz çizgi, dönüş karşı hareket eden kiriştir. θ kirişler uçuş halindeyken jiroskopun döndüğü açıdır.....	17
2.8. Titreşen kütle jiroskopu	18
2.9. Titreşen kütle ivmeölçeri	23
2.10. Bir yüzey akustik dalga ivmeölçeri	24
2.11. Eylemsizlik çerçevesi, dünya merkezli çerçeve ve navigasyon çerçevesi.....	32
3.1. Standart bir ANS çözümünde SHG ve Kalman Filtresi kullanımı	44
3.2. Tekrarlayan Sinir Ağlarının döngüleri vardır	44
3.3. Kontrolsüz tekrarlayan bir sinir ağı	45
3.4. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	46
3.5. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	46

3.6.	Standart bir RNN'deki her modül, tek bir katman içerir.....	47
3.7.	LSTM'lerde her modül, dört tane sinir ağı katmanı içerir.....	47
3.8.	LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	48
3.9.	LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	48
3.10.	LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	49
3.11.	LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	50
3.12.	LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	50
3.13.	LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	51
3.14.	LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	52
3.15.	LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi.....	52
3.16.	RNN kullanılarak üretilen hatalar en aza indirilmeye çalışılır.	54
4.1.	MTI-30-2A8G4-DK AÖB	55
4.2.	Karesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan birinci deney.....	59
4.3.	Karesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan ikinci deney	59
4.4.	Karesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan üçüncü deney	60
4.5.	Karesel olarak belirlenen rota, Google Earth üzerinde doğrulanır	60
4.6.	Dairesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan birinci deney.....	61
4.7.	Dairesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan ikinci deney	61
4.8.	Dairesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan üçüncü deney	62
4.9.	Dairesel olarak belirlenen rota, Google Earth üzerinde doğrulanır	62
4.10.	Birinci ve ikinci katlara çıkılarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan deney	63
4.11.	Birinci, ikinci, üçüncü ve dördüncü katlara çıkılarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan deney.....	64

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge	Sayfa
2.1. MEMS Gyro Hata Kaynakları	22
2.2. İvmeölçer Hata Kaynaklarının Özeti	28
4.1. Yürüyüş Deneyleri	58
4.2. Merdiven Çıkma Deneyleri.....	64



SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

SİMGELER

ft/s	feet/saniye
nm/h	nanometre/saat
°/h	derece/saat
°/√h	derece/saat ^{1/2}
°/h / √Hz	derece/saat/Hertz ^{1/2}
°/s	derece/saniye
m/s/√h	metre/saniye/saat ^{1/2}
rad/s	radyan/saniye
Hz	Hertz

KISALTMALAR

ANS	Ataletsel Navigasyon Sistemi
AÖB	Ataletsel Ölçüm Birimi
SHA	Sıfır Hız Algılama
LSTM	Uzun Kısa Süreli Bellek
GPS	Küresel Konumlama Sistemi
WLAN/WIFI	Kablosuz LAN/ Kablosuz Bağlantı
RFID	Radyo Frekans İle Tanımlama
UWB	Ultra Geniş Bant
MEMS	Mikroelektromekanik Sistem
FOG	Fiber Optik Jiroskop
RLG	Halka Lazer Jiroskopları
ARW	Açısal Rastgele Yürüyüş
RW	Hız Rastgele Yürüyüş
SAW	Yüzey Akustik Dalga
ECEF	Dünya Merkezli, Sabitlenmiş Çerçeve
NED	Navigasyon Çerçevesi
DCM	Kosinüs Matrisi
EKF	Genişletilmiş Kalman Filtresi

LRT

Olabilirlik Oranı Testi

RNN

Tekrarlayan Sinir Ağları

RMSE

Kök Ortalama Kare Hata



1. GİRİŞ

Ataletsel Navigasyon Sistemleri (ANS), açölçer ve ivmeölçer gibi sensörlerin verilerini işleyerek, seyir halindeki hava araçları, kara araçları, deniz araçları gibi çeşitli araçların ve teknolojinin gelişmesiyle birlikte insanların kendi konumlarını bulmasını sağlar.

ANS hâlâ başlangıç aşamasında olmasına rağmen, bu algoritmaların konumlandırma alanına aktarılması, acil durum ortamlarında personeli koordine etmek için hayati önem taşıyabilir. Örneğin itfaiyeciler gibi ilk müdahale ekipleri için, ekip üyelerinin konumlarını gerçek zamanlı olarak takip etme yeteneği, daha etkili müdahale stratejilerini kolaylaştırabilir ve beklenmedik olaylar veya yaralanmalar durumunda personelin çıkarılmasını hızlandırabilir [1].

Günümüzde, Küresel Konumlama Sistemi (GPS) kullanımı navigasyon sistemleri için öncelikli yöntemlerden biri haline geldi, ancak GPS sinyalinin engellendiği kapalı ortamlarda GPS'e bağlı konumlama sistemlerinin doğru çalışmadığı bilinmektedir.

Kapalı ortamlarda duvar, eşya vb. çeşitli engeller elektromanyetik dalgaların yayılımını etkileyerek sönmemesine neden olmaktadır. Sönümlenen elektromanyetik dalgalar ve diğer telsiz cihazlardan kaynaklanabilecek girişim ya da gürültü konum belirlemeyi zorlaştırmaktadır. Kapalı ortamlarda konum belirlemek açık ortamlara göre daha zor bir problem olduğundan, işlem karmaşıklığı düşürmek için yeni yöntemlere ihtiyaç bulunmaktadır [2,3].

GPS sinyallerini kullanmayan sistemlerde iç mekan konumlandırma ve navigasyon için farklı yaklaşımlar benimsenmiştir. Örneğin, RFID (Radyo Frekanslı Tanımlama), WLAN/WIFI (Kablosuz Yerel Alan Ağı) ve UWB (Ultra Geniş Bant) gibi yöntemler vardır.

RFID, navigasyona yardımcı olmak için içine gömülü mutlak konum bilgisini kullanır [4]. Bir nesnenin kimliğini (örn. seri numarası) ve diğer özelliklerini kablosuz olarak iletmek için radyo dalgalarını kullanan RFID, nesnelere veya kişilerin hareketlilik takibine olanak tanıyan, gelişmekte olan bir konumlandırma teknolojisidir. Uygun

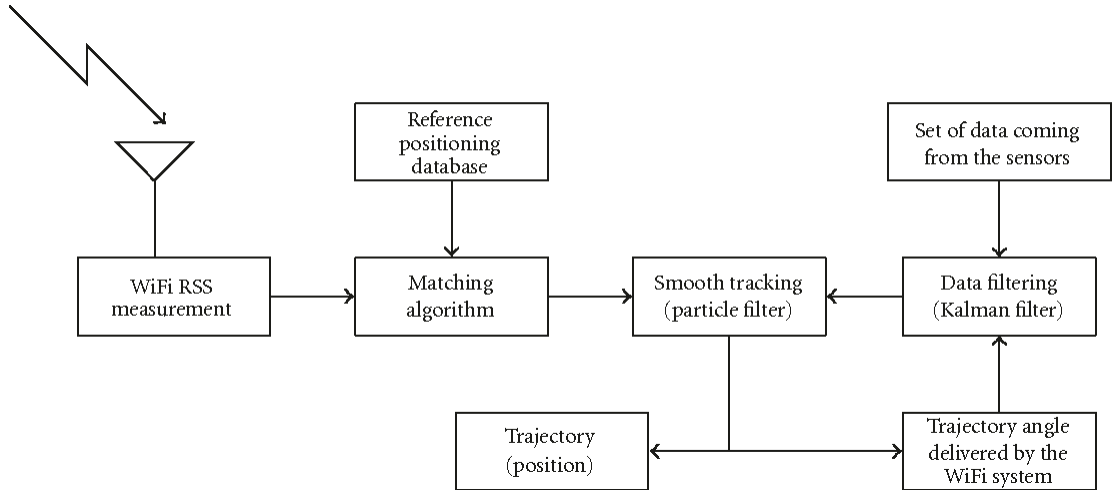
maliyetlidir, bakımı kolaydır ve hem tanımlama hem de konum sağlar. Bu durumu, RFID aracılığıyla konumlandırmayı özellikle endüstriyel ortamlardaki (örneğin varlık yönetimi izleme) çözümleri için uygun hale getirir.



Şekil 1.1. Bir binada bilinen yerlere yerleştirilmiş birkaç aktif RFID etiketinden elde edilen Alınan Sinyal Gücünün yardımıyla ayak monteli bir AÖB kullanılan bir ANS [32]

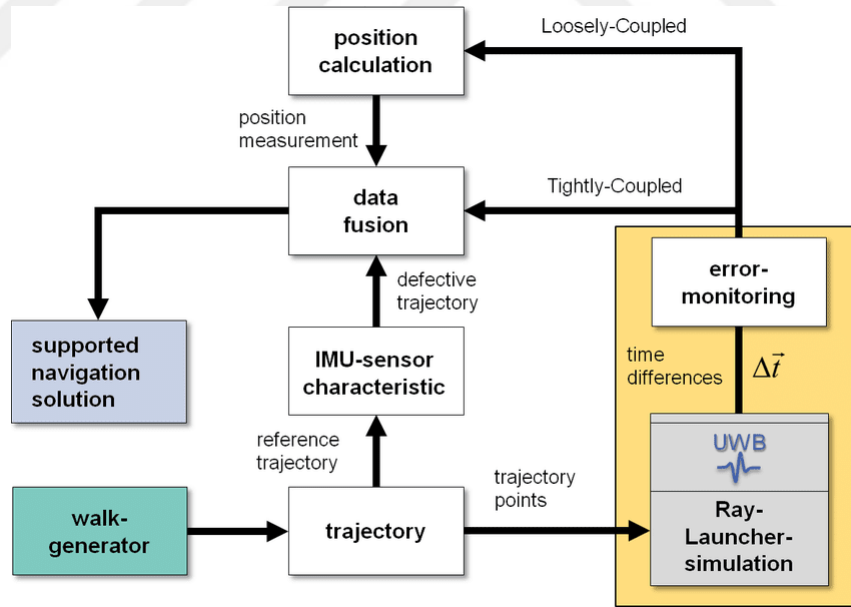
WLAN teknolojisi, hastaneler, üniversiteler, vb. umuma açık olan yerlerde yaygın olarak konum belirlemede kullanılan bir yöntemdir.

Kapalı mekânlardaki mevcut WLAN altyapısının kullanılarak konum belirlemenin yapılabilmesi maliyeti düşürmektedir. WLAN sinyal gücüne bağlı olan konum tahminlerinin doğruluğu kapalı ortamdaki engellerden olumsuz etkilenmektedir [3].



Şekil 1.2. Entegre bir AÖB (IMU) + WIFI sistemi ile konum hesabı için örnek bir blok diyagramı [33]

Ultra geniş bant (UWB) sensor teknolojisi, kısa menzilli yüksek bant genişliği iletişimde kullanılan bir radyo teknolojisidir. UWB, 500 MHz'den daha yüksek bant genişliğine sahiptir ve bu nedenle sinyaller genellikle birden fazla yolla alıcıya ulaşır. Bununla birlikte, yüksek bant genişliği farklı frekansların farklı zamanlarda kullanılmasına olanak tanır ve bu sayede çoklu yol problemlerine ve bozucu etkilere karşı bir çözüm olarak kullanılabilir [5].



Şekil 1.3. Entegre bir AÖB (IMU) + UWB sistemi ile konum hesabı için örnek bir blok diyagramı [34]

Ancak bunların hepsi bir tür altyapı gerektirmektedir. Bundan dolayı alternatif bir yaklaşım ise, küçük, düşük güçlü, ucuz olma ve herhangi bir harici altyapıya veya işaret noktasına dayanmama avantajına sahip olan, genellikle bir AÖB (Ataletsel ölçüm birimi) olarak yapılandırılan atalet sensörlerini kullanmak olabilir.

Atalet sensör tabanlı sistemler bağımsızdır, ortamdan bağımsızdır ve yüksek veri hızı ile sürekli navigasyon bilgisi sağlayabilir. AÖB tipik olarak sırasıyla açısal hız ve doğrusal ivmeyi ölçen üç ortogonal hız jiroskopu ve üç ortogonal ivmeölçer içerir.

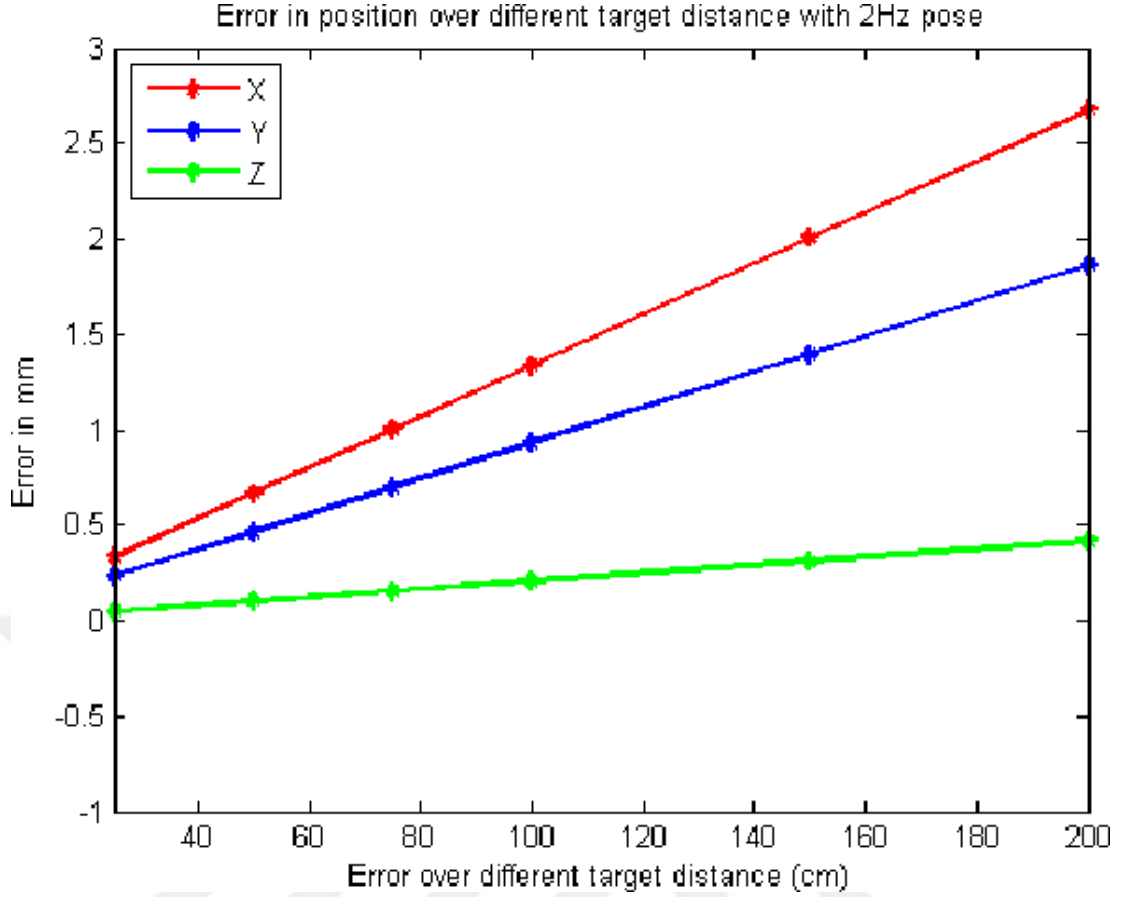


Şekil 1.4. Örnek bir AÖB(IMU) [35]

İvmeölçer, üç ekseninde üç ayrı analog sinyal üretir. İvme sistemi ve fiziksel limitler nedeniyle ivmeölçerlerdeki en kritik faktör yerçekiminden etkilenmeleridir. Bu nedenle jiroskoplar ve ivmeölçerler tek başına güvenilir ve kararlı veri sağlayamaz ve tek başına kullanıldığında belirli bir süre sonra kayarlar.

Mikroelektromekanik sistemler (MEMS) gibi nispeten ucuz sensörlerle uygulanan yaklaşımlar yalnızca kısa süreler için doğrudur, çünkü oluşan hata ve gürültüler hızla daha düşük doğruluk tahminlerine yol açmaktadır.

ANS, hataların zamana bağlı büyümesi nedeniyle büyük konum hatalarıyla karşılaşabilir. Sonuç olarak, düşük maliyetli AÖB hatasını düzeltmek için harici sensörlerden sık sık ölçüm güncellemeleri yapılmadıkça, konumlandırma uygulamaları için kullanımı nispeten sınırlıdır.



Şekil 1.5. Zamanla hata miktarı artarak hedef doğruluğunu azalttığını anlatan bir grafik [36]

Navigasyon uygulamalarında GPS ve ANS entegrasyonu büyük ilgi görmektedir. Öte yandan, önemli sayıda kısıtlamaya sahip kapalı ortamlarda, ortamın haritası hakkında ön bilgi, hata büyümesini önemli ölçüde azaltmaya yardımcı olabilir.

Navigasyon sistemlerinin güvenilirliğini artırmak için, sadece sensör derecesini yükseltmek yerine, bir navigasyon sisteminde başka sensörler veya ölçümler kullanmak daha verimli bir yoldur. Görüntü sensörleri (örneğin, kamera, hiper-spektral sensörler ve lazer mesafe bulucu gibi), haritalama ve ortam tespiti için yaygın olarak kullanılmaktadır.

Tüm bu yöntemlerle birlikte son zamanlarda, ANS'yi ayakkabı'ya takma konsepti, yaya navigasyonu için düşük maliyetli ANS'yi mümkün hale getirmektedir. Bu, ayağın yerdeyken kısa bir süre sabit kalması ve bu sırada oluşan hataları telafi etmesine zaman tanınması gibi önemli bir avantaj da sağlar.

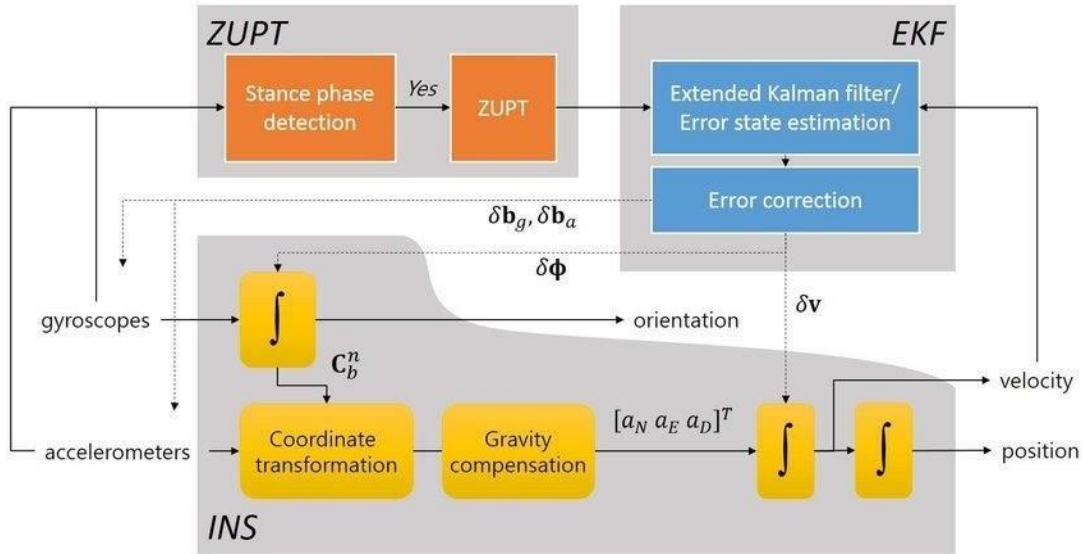
Bir yaya ister yürüyor, koşuyor, ya da isterse merdiven çıkıyor olsun, her adımda, ayakkabıya takılan bir AÖB'nin hata düzeltilmesi için sıfır hız ölçümü sağlayabilen bir duruş aşaması vardır. Bu yaklaşıma SHA (Sıfır Hız Algılaması) denir. Literatürde

yaygın olarak kullanılan SHA yöntemi, takip edilen kişinin yürürken ölçülen birikimli hatanın bastırılması amacıyla ayağın yere temas ettiği andaki duruş durumunu tespit eder. Bu süre boyunca hız hataları Kalman filtresine gönderilir.

Genel olarak tahmin teorisi ve özel olarak Kalman filtreleme, çeşitli sensörlerden gelen bilgileri birleştirmek için teorik bir çerçeve sağlar. Filtre, dahili navigasyon durumlarının düzeltilmesi için ANS'ye geri beslenen duruş aşamasındaki hataları tahmin eder.

SHA işlemi yalnızca kullanıcının hızını düzeltmekle kalmaz, aynı zamanda konum ve yönelim hatalarını kısıtlamaya ve sensör önyargı hatalarını tahmin etmeye de yardımcı olur. Bu nedenle, ANS ölçümlerinde tekrarlanan bu düzeltmeler, hata büyümesini kontrol edebilir ve konum kaymasını en aza indirebilir.

Sonuç olarak, her adımda duruş aşamasını doğru bir şekilde belirlemek ve ardından AÖB hata düzeltmesi için SHA'yı uygulamak çok önemlidir. Doğru bir şekilde tanımlanırsa, sıfır hız güncellemeleri yerelleştirme tahminlerini önemli ölçüde iyileştirebilir.



Şekil 1.6. ZUPT(SHA) ve Kalman filtreleriyle sensörlerden gelen ham veriler ile oluşan hatalar giderilmeye çalışılır. [37]

Bununla birlikte, yanlış pozitif algılamalar, kullanıcının yörüngesinin uzunluğunun az alınmasına neden olurken, yanlış negatif algılamalar (yani, kaçırılan algılamalar) hızlı ve sınırsız hata büyümesine yol açar.

Sıfır hız tespitinin doğru yapılabilmesi, açık bir araştırma problemidir; Yürüme, koşma ve merdiven çıkma periyotlarını içeren hareketler sırasında mevcut sistemlerin yüksek doğrulukta konum üretmesi için önemli ilerlemeler kaydedilmesi gerekmektedir.



2. GENEL BAKIŞ

2.1. ANS ve Konfigürasyonları

Bu bölümde, ataletsel navigasyonun temel ilkelerini ve konfigürasyonları anlatacak, ardından düşük maliyetli MEMS AÖB teknolojisine sahip askı ANS sistemi ve bunlarla ilişkili hatalar ele alınacaktır. Bunun dışında AÖB için gerekli koordinat sistemleri tanımlanacaktır ve yaya navigasyon uygulaması için gerekli olan eylemsiz navigasyon denklemleri anlatılacaktır.

Eylemsizlik navigasyon denklemleri daha sonra ANS hata modelini geliştirmek için doğrusallaştırılacaktır. Bu denklemler, eylemsiz navigasyonda hata yayılımında matematiksel temeli sağlamak için kullanılır. Ardından Kalman Filtresine giriş yapılır. İzleme sistemimde bir hata durumu için Kalman filtresi kullanılmaktadır. Bu hata durumu Kalman filtresi, durumun kendisinden ziyade gerçek durumdan sapmayı tahmin eder. Prensipler, standart bir Kalman filtresinde kullanılanlarla aynıdır.

ANS, ivmeölçerler ve jiroskoplar tarafından sağlanan ölçümlerin, uçak, denizaltı, uzay aracı ve füzelerin yönlendirilmesi gibi izleme uygulamaları için yaygın olarak kullanıldığı bağımsız bir navigasyon birimidir. Bir ANS, bir navigasyon işlemcisi ile birlikte bir AÖB'den oluşur. Bir AÖB tipik olarak üç ortogonal ivmeölçer ve üç ortogonal jiroskop içerir. Hız Jiroskopu açısal hızları ölçer ve ortogonal ivmeölçer, doğrusal ivmeyi üç ortogonal yönde ölçer.

Bu cihazlardan gelen sinyalleri işleyerek, bir cihazın konumunu ve yönünü takip etmek mümkündür. Bir ANS, referans çerçevesinde yönünü, hızını ve konumunu izler. Tarihsel olarak, insanlar yollarını bulmak veya 'bilmek' için bir yardım olarak kendi duyularını veya diğer çevrelenmiş doğa özelliklerini kullanarak bir yerden başka bir yere taşınmışlardır; bu beceriler bir tür navigasyon gerektirmiştir. Daha sonra daha fazlasını keşfetme arzusu geliştikçe, medeniyet navigasyon uygulamaları için araçlar geliştirmeye başlamıştır. Daha yakın zamanlarda, atalet sensörlerinde ve kara, hava ve

denizciler için ANS'lerde ve ayrıca uzayda gezegenlere ve ötesine önemli gelişmeler olmuştur.

Son zamanlarda eylemsiz seyrüsefer sistemleri çok çeşitli sivil ve askeri uygulamalarda kullanılmaktadır; bununla birlikte, endüstri tarafından, çeşitli uygulamalarda son zamanlarda çok çeşitli düşük maliyetli atalet enstrümanları mevcuttur. Atalet sensörleri, sırasıyla ivmeölçerler ve jiroskoplar ile hızlanma ve dönme hızını ölçer. Bir atalet sensörünün giriş eksenini, hangi vektör bileşenini ölçeceğini tanımlar ve buna göre çok eksenli sensörler birden fazla bileşeni ölçer. Ataletsel navigasyon, ANS sisteminin barındırıldığı aracın konum, hız ve yönelim oranlarının bir tahminini sürdürmek için jiroskoplar ve ivmeölçerler kullanır.

Eksiksiz bir ANS sistemi, ivmeölçerler ve jiroskoplar üçlü setleri ve bir navigasyon bilgisayarı içeren AÖB'den oluşur. Navigasyon bilgisayarı temel olarak gerekli konum, hız ve yönelimi sağlamak için farklı sensör bilgilerini okumak, birleştirmek ve entegre etmek için kullanılır.

Piyasada bulunan birçok jiroskop ve ivmeölçer sensörleri için binlerce tasarım vardır. Ancak bunların hepsi ataletsel navigasyon için kullanılmaz, yani ivme sensörleri titreşimleri ölçmek, tesviye etmek ve yerçekimini ölçmek için kullanılır. Aynı şekilde, hız-cayro sensörleri de füzeleri, denizaltıları, gemileri ve kameraları yönlendirmek ve stabilize etmek için kullanılır.

Geleneksel olarak, eylemsiz navigasyon sistemleri iki ana grupta tasarlanmıştır:

- Platform (veya yalpalı) sistemler.
- Askı (Strapdown) sistemleri.

Bir yalpalama sisteminde, üç eksenindeki ivmeölçer ve cayro verileri, şekil 2.1. (b)'de gösterildiği gibi önceden belirlenmiş bilinen bir yöne sahip iç yalpa üzerine sabit bir şekilde monte edilir ve barındırılan aracın duruşu ve yönü değişse bile bu yönü korur. Diğer bir deyişle, iç yalpa, aracın dönüşlerinden izole edilir ve sistemin hareketi sırasında konumu, istenen bir yönde sabit kalır.

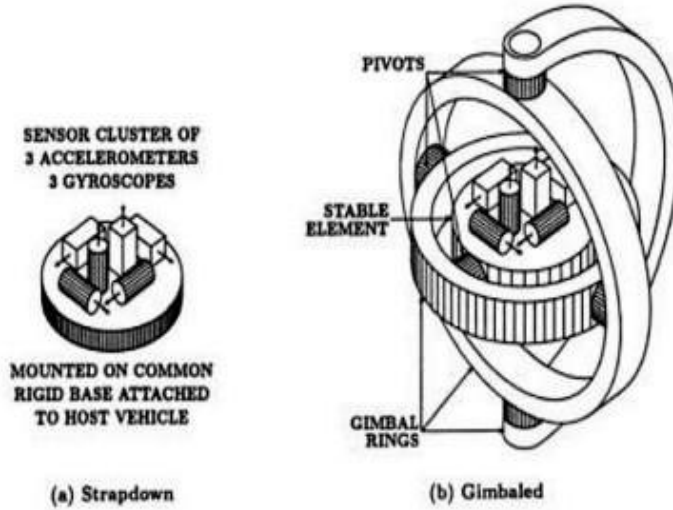
Sabit bir platform üzerine inşa edilen jiroskoplar, platformun herhangi bir dönüşünü algılamak için kullanılır ve çıkışları, platformun sabit kalması için yalpaları kontrol etmek için gimbal, pivot tork aktüatörlü, servo geri besleme döngülerinde kullanılır. Bu sistemler çok hassastır, çünkü sensörler küçük bir ölçüm aralığında çok hassas

ölçümler için tasarlanabilir, bu karmaşık kontrol süreci böyle bir sistemi doğru ve aynı zamanda oldukça pahalı hale getirir.

Aksine, bir askılı atalet navigasyon sistemi, şekil 2.1. (a) 'da gösterildiği gibi, hareketli aracın eksenlerine sabit bir şekilde sabitlenmiş dikey ivmeölçerler ve cayro üçlüler kullanır. Sistemin açısal hareketi hız sensörleri kullanılarak sürekli olarak ölçülür. İvmeölçerler uzayda sabit kalmaz, aracın hareketini takip eder ve yön bulma bilgisayarları kullanılarak düzeltilir.

Daha ileri bir kategorizasyonda, eylemsizlik sistemleri, konum hatasının serbest çalışan büyümesine göre temel olarak üç gruba ayrılır [1]:

- Stratejik düzeydeki araçlar (performans 100 ft/s).
- Navigasyon dereceli cihazlar (performans 1 nm/h).
- Taktik dereceli aletler (performans 10-20 nm/h).



Şekil 2.1. Atalet ölçüm birimleri fiziksel yapısı, Strapdown ve Gimbal Sistemler (Soldan sağa sırayla) [38]

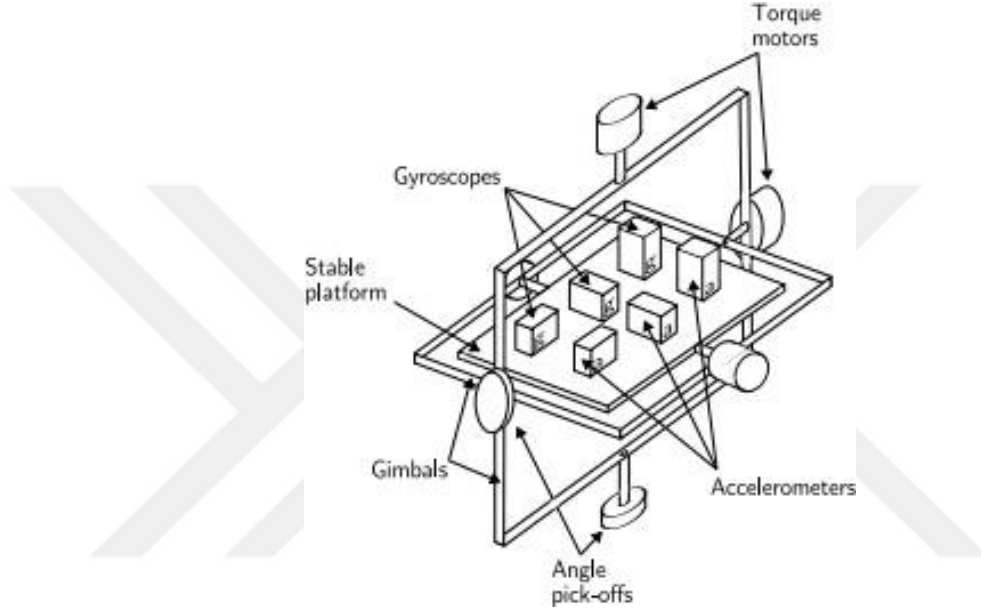
2.1.1. Stabil Platform Sistemleri

Sabit platform tipi sistemlerde atalet sensörleri, herhangi bir dış dönme hareketinden izole edilmiş bir platform üzerine monte edilir. Başka bir deyişle, platform küresel çerçeve ile uyumlu olarak tutulmaktadır. Bu, platformun Şekil 2.2'de gösterildiği gibi üç eksen de platform serbestliğine izin veren gimballer (çerçeveler) kullanılarak monte edilmesiyle elde edilir.

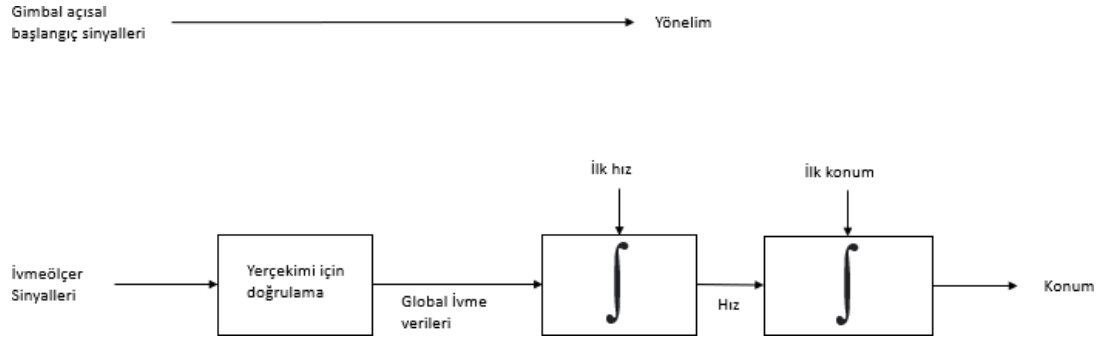
Platforma monte jiroskoplar, herhangi bir platform dönüşünü algılar. Bu sinyaller, bu tür dönüşleri iptal etmek için gimballeri döndüren tork motorlarına geri beslenir,

böylece platformu küresel çerçeve ile hizalı tutar. Cihazın oryantasyonunu izlemek için, bitişik yalpa çemberleri arasındaki açılar, açı seçimleri kullanılarak okunabilir. Cihazın konumunu hesaplamak için platforma monte ivmeölçerlerden gelen sinyallerin çift integralleri alınarak elde edilmiştir.

İntegrali gerçekleştirmeden önce dikey kanaldan yerçekiminden kaynaklanan ivmeyi çıkarmak gerektiğini unutmamak gerekir. Kararlı platform atalet navigasyon algoritması Şekil 2.3'de gösterilmektedir.



Şekil 2.2. Bir stabil platform örneği [39]



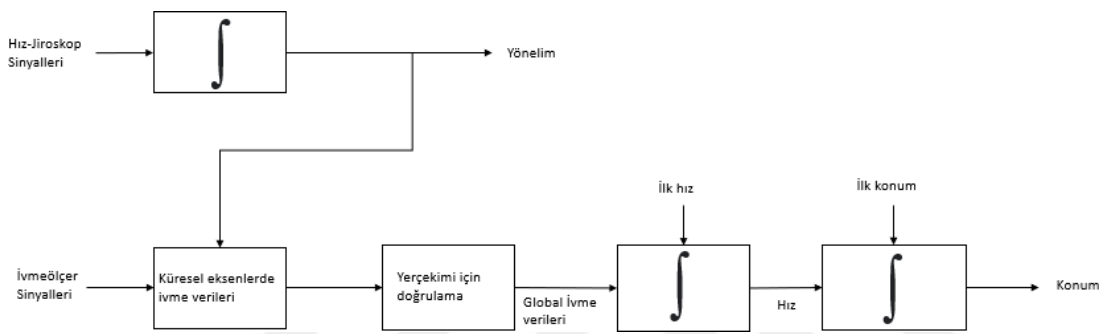
Şekil 2.3. Stabil platform için ataletsel navigasyon şeması

2.1.2. Askı (Strapdown) Sistemleri

Kayışlı veya askı sistemlerde atalet sensörleri cihaza sabit bir şekilde monte edilir ve bu nedenle çıktı miktarları global çerçeve yerine gövde çerçevesinde ölçülür. Konumu

izlemek için, üç ivmeölçer sinyali, jiroskop sinyallerinin entegrasyonu ile belirlendiği gibi, bilinen oryantasyon kullanılarak küresel koordinatlara çözümlenir. Küresel hızlanma sinyalleri daha sonra kararlı platform algoritmasında olduğu gibi entegre edilir. Bu prosedür Şekil 2.4'de gösterilmiştir.

Kararlı platform ve bantlı sistemlerin her ikisi de aynı temel ilkelere dayanmaktadır. Askı sistemleri, mekanik karmaşıklığı azaltmıştır ve sabit platform sistemlerinden fiziksel olarak daha küçük olma eğilimindedir. Bu faydalar, artan hesaplama karmaşıklığı pahasına elde edilir. Hesaplama maliyeti azaldıkça, askı sistemleri baskın ANS türü haline gelmiştir.



Şekil 2.4. Kayış(strapdown) ataletsel navigasyon algoritması

Açısal hız ölçümleri, AÖB'nin referans çerçevesine göre oryantasyonunu izlemek için integralleri elde edilmiştir. AÖB tarafından yapılan kuvvet ölçümleri, izlenen oryantasyon kullanılarak bu çerçeveye yansıtılır. Daha sonra, referans çerçevesinde AÖB'nin ivmesini elde etmek için yerçekimine bağlı hızlanma eklenir. Bu ivme daha sonra cihazın hızını takip etmek ve konumunu takip etmek için bir kez da integrali alınır [6].

MEMS yapımındaki son gelişmeler sayesinde, küçük ve hafif ANS üretmeyi mümkün kılmıştır. Ucuz, kompakt boyutu, hafifliği ve düşük güç tüketimi gibi çekici özellikleri nedeniyle bu sensörler, tüketici sınıfı navigasyon sistemlerinde daha popüler hale gelmektedir. MEMS tabanlı AÖB'ler taşınabilir cihazlarda da mevcuttur.

Bu sensörler, bir kullanıcının pozisyonundaki nispi değişiklik bilgilerini elde etmek için kullanılabilir. Bununla birlikte, bu sensörlerin doğal sapmaları, uzun vadeli uygulamalarını sınırlar [7]. Bu kayma sonuçları, MEMS tabanlı AÖB'lerdeki hatalardan kaynaklanmaktadır.

$$R_{ib}^n = R_{ib}^n \Omega_{ib}^b - \Omega_{in}^n R_{in}^n \quad (2.3)$$

$$w_{en}^n = \begin{bmatrix} \lambda \cos(\varphi) \\ -\dot{\varphi} \\ -\lambda \sin(\varphi) \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$$w_{ie}^n = \begin{bmatrix} w_{ie} \cos(\varphi) \\ 0 \\ -w_{ie} \sin(\varphi) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

$$w_{in}^n = w_{ie}^n + w_{en}^n \quad (2.6)$$

r^n = n-karedeki konum vektörü

v^n = n-karedeki hız vektörü

g^n = n-karedeki yerçekimi vektörü

R_{ib}^n = b-karesinden n-karesine dönüş matrisi

φ, λ = enlem ve boylam

f^n = ivmeölçerlerde algılanan özgül kuvvet vektöründen (f^b) dönüştürülen n-çerçevesindeki özgül kuvvet vektörü

Ω_{ib}^b = jiroskoplarda algılanan açısal hız vektörünün w_{ib}^b eğri simetrik formu

Ω_{en}^n = n-kare dönüş hızı vektörünün çarpık simetrik form w_{en}^n

Ω_{ie}^n = n-kare dönüş hızı vektörünün çarpık simetrik formu w_{ie}^n

Ω_{in}^n = n-kare dönüş hızı vektörünün çarpık simetrik formu w_{in}^n

2.2. Ataletsel Navigasyon Sisteminde Kullanılan Sensörler ve Hata Türleri

2.2.1. Jiroskoplara

Jiroskop, yön ve açısal hızı ölçmek veya sürdürmek için kullanılan bir cihazdır. Dönme ekseninin (dönme eksenini) kendi başına herhangi bir yönelimi almakta serbest olduğu bir çukruk veya disk. Dönerken, bu eksenin oryantasyonu, açısal momentumun korunumuna göre montajın eğilmesinden veya dönmesinden etkilenmez.

Elektronik cihazlarda bulunan mikroçip bazlı MEMS jiroskoplara, katı hal halka lazerleri, fiber optik jiroskoplara ve son derece hassas kuantum jiroskopu gibi başka çalışma prensiplerine dayanan jiroskoplara da mevcuttur.

Jiroskopların uygulamaları, Hubble Uzay Teleskobu'ndaki gibi veya bir batık denizaltının çelik gövdesi içindeki gibi ataletsel navigasyon sistemlerini içerir. Hassasiyetlerinden dolayı jiroskoplar, tünel madenciliğinde yönü korumak için jiroteodolitlerde de kullanılır. Jiroskoplar, manyetik pusulaları tamamlayan veya değiştiren, stabiliteye yardımcı olmak veya bir atalet kılavuz sisteminin parçası olarak kullanılan jiroskoplar oluşturmak için kullanılabilir. MEMS jiroskopları, akıllı telefonlar gibi bazı tüketici elektroniğinde popüler olarak kullanılmaktadır.

2.2.1.1. Jiroskop Türleri

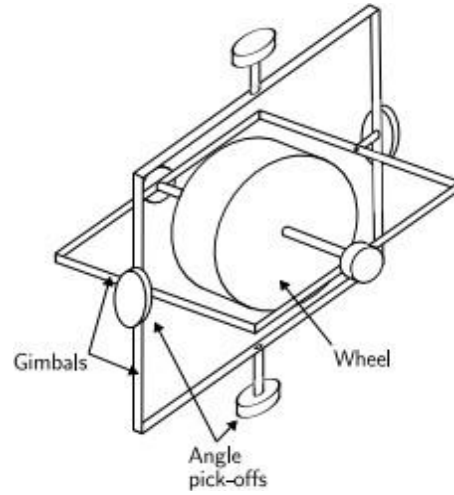
Bu bölümde ana jiroskop türleri sunulmaktadır. Burada genel hatlarıyla eklenmiştir. Özellikle, tarif edilmeyen birçok farklı mekanik jiroskop çeşidi vardır.

• Mekanik Jiroskoplar

Geleneksel bir jiroskop, Şekil 2.6'da gösterildiği gibi, üç ekseninde de dönmesine izin veren iki yalpa üzerine monte edilmiş bir çıkırıktan oluşur. Açısal momentumun korunmasının bir etkisi, çıkırığın oryantasyondaki değişikliklere direnmesidir. Bu nedenle, mekanik bir jiroskop bir dönüşü maruz kaldığında, tekerlek sabit bir global oryantasyonda kalacak ve bitişik yalpalar arasındaki açılar değişecektir.

Cihazın oryantasyonunu ölçmek için, bitişik yalpa çemberleri arasındaki açılar, açı alıcıları kullanılarak okunabilir. Geleneksel bir jiroskopun oryantasyonu ölçtüğünü unutmamak gerekir. Buna karşılık, neredeyse tüm modern jiroskoplar, açısal hızı ölçen oran jiroskoplarıdır.

Mekanik jiroskopların en büyük dezavantajı hareketli parçalar içermeleridir. Hareketli parçalar sürtünmeye neden olur ve bu da çıkırığın zamanla kaymasına neden olur. Sürtünmeyi en aza indirmek için, cihazın maliyetini artıran yüksek hassasiyetli rulmanlar ve özel yağlayıcılar kullanılır. Mekanik jiroskopların ısınması da birkaç dakika gerektirir ve bu birçok durumda ideal değildir.

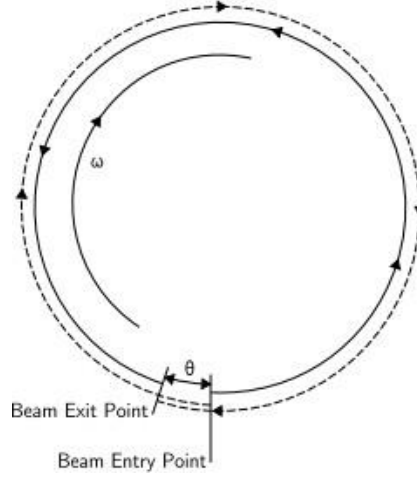


Şekil 2.6. Strapdown atalet navigasyon sistemi mekanizasyonunun temel blokları [6]

• Optik Jiroskoplarda

Bir FOG (fiber optik jiroskop), açısal hızı ölçmek için ışığın girişimini kullanır. Bir FOG, büyük bir fiber optik bobinden oluşur. Dönmeyi ölçmek için bobine zıt yönlerde iki ışık huzmesi ateslenir. Sensör bir dönüş yapıyorsa, dönüş yönünde hareket eden ışın, fiberin diğer ucuna, Şekil 2.7'de gösterildiği gibi dönüşe karşı hareket eden ışından daha uzun bir yol alacaktır. Bu, Sagnac etkisi olarak bilinir. Kirişler fiberden çıktıklarında birleştirilirler.

Sagnac etkisi nedeniyle ortaya çıkan faz kayması, ışınların karışmasına neden olarak, yoğunluğu açısal hıza bağlı olan birleşik bir ışın ile sonuçlanır. Bu nedenle, birleşik ışının yoğunluğunu ölçerek açısal hızı ölçmek mümkündür. RLG (Halka lazer jiroskopları)'ler de Sagnac etkisine dayanmaktadır. Bir FOG ve RLG arasındaki fark, bir RLG'de lazer ışınlarının optik fiber yerine aynalar kullanılarak kapalı bir yol etrafında yönlendirilmesidir.



Şekil 2.7 Sagnac etkisi. Kesikli çizgi, dönüş yönünde hareket eden kirişin izlediği yoldur. Düz çizgi, dönüşü karşı hareket eden kiriştir. θ kirişler uçuş halindeyken jiroskopun döndüğü açıdır.

Mekanik jiroskopların aksine, optik jiroskoplar hareketli parça içermez ve başlatılması sadece birkaç saniye sürer. Bir optik jiroskop'un doğruluğu, büyük ölçüde ışık iletim yolunun uzunluğuna bağlıdır (daha büyük daha iyidir), bu da cihazın boyutuyla sınırlıdır.

• MEMS Jiroskoplar

Yıllarca süren geliştirmeye rağmen, mekanik ve optik jiroskoplar hala yüksek parça sayılarına sahiptir ve yüksek hassasiyetli toleranslara ve karmaşık montaj tekniklerine sahip parçalar için bir gereksinime sahiptir. Sonuç olarak pahalı kalırlar. Buna karşılık, silikon mikro işleme teknikleri kullanılarak oluşturulan MEMS sensörleri, düşük parça sayılarına sahiptir.

Bir MEMS jiroskop en az üç parçadan oluşabilir ve üretimi nispeten ucuzdur. MEMS jiroskopları, ω açısal hızında dönen bir referans çerçevesinde, v hızıyla hareket eden bir m kütesinin bir kuvvete maruz kaldığını belirten Coriolis etkisini kullanır:

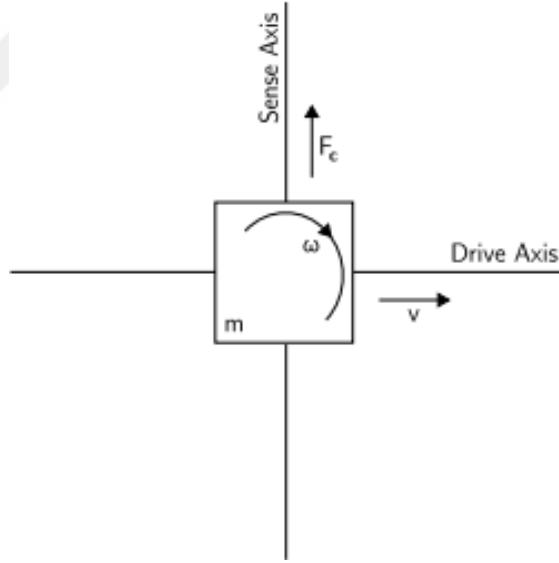
$$F_c = -2m(\omega \times v) \quad (2.7)$$

MEMS jiroskopları, Coriolis etkisini ölçmek için titreşen elemanlar içerir. Titreşim çarkı ve ayar çatalı jiroskopları gibi birçok titreşimli eleman geometrisi mevcuttur. En basit geometri, Şekil 2.8'de gösterildiği gibi, bir tahrik ekseni boyunca titreşmek üzere sürülen tek bir küleden oluşur. Jiroskop döndürüldüğünde, Coriolis kuvveti nedeniyle dikey algılama ekseni boyunca ikincil bir titreşim indüklenir.

Açısal hız, bu ikincil dönüş ölçülerek hesaplanabilir. Şu anda MEMS sensörleri, optik cihazların doğruluğu ile eşleşemez, ancak gelecekte bunu yapmaları beklenmektedir.

Aşağıda MEMS sensörlerinin avantajlı özelliklerinin bir listesi bulunmaktadır. [6]

- Küçük boyutlu;
- Düşük ağırlık;
- Sağlam yapı;
- Düşük güç tüketimi;
- Kısa başlatma süresi;
- Üretimi ucuz (yüksek hacimde);
- Yüksek güvenilirlik;
- Düşük bakım;
- Düşmanca ortamlardaki operasyonlarla uyumlu;



Şekil 2.8. Titreşen kütle jiroskopu [7]

• MEMS Cayro Hata Özellikleri

Bu bölümde MEMS cayrolarında oluşan hataları ve bunların entegre (oryantasyon) sinyali üzerindeki etkileri incelenecektir.

- **Bias Hatası**

Bir hız jiroskopunun sapması, herhangi bir dönüş yapmadığı zaman jiroskoptan gelen ortalama çıktıdır (yani: çıktının gerçek değerden ofseti, °/h cinsinden). ε sabit bir önyargı hatası, integral alındığında, $\theta(t) = \varepsilon \cdot t$ zamanı ile doğrusal olarak büyüyen bir açısal hataya neden olur.

Bir hız jiroskop'unun sabit hatası, jiroskop herhangi bir dönüş yapmazken çıktısının uzun vadeli bir ortalaması alınarak tahmin edilebilir. Önyargı bir kez bilindiğinde, çıktıdan yanlılığı çıkararak bunu telafi etmek önemsizdir.

- **Termo-Mekanik Beyaz Gürültü / Açık Rastgele Yürüyüş**

Bir MEMS jiroskopunun çıkışı, sensörün örnekleme hızından çok daha büyük bir oranda dalgalanan bazı termomekanik gürültü tarafından bozulacaktır. Sonuç olarak, sensörden elde edilen örnekler, basitçe sıfır ortalamalı ilişkisiz rastgele değişkenlerin bir dizisi olan beyaz gürültü dizisi tarafından bozulur.

Bu durumda, her rastgele değişken aynı şekilde dağıtılır ve sonlu bir varyansa (σ^2) sahiptir. Bu gürültünün entegre sinyal üzerinde ne gibi bir etkisi olduğunu görmek için, entegrasyonu gerçekleştirmek için dikdörtgen kuralının kullanıldığı varsayıldığı basit bir analiz yapılabilir. Beyaz gürültü dizisindeki i . rastgele değişken N_i olsun.

Her N_i , ortalama $E(N_i) = E(N) = 0$ ve sonlu varyans $\text{Var}(N_i) = \text{Var}(N) = \sigma^2$ ile aynı şekilde dağıtılır. Beyaz bir dizinin tanımına göre, tüm $i \neq j$ için $\text{Cov}(N_i, N_j) = 0$ olur. Beyaz gürültü sinyali $\varepsilon(t)$ 'yi $t = n \cdot \delta t$ zaman aralığında integral almak için dikdörtgen kuralı kullanmanın sonucu

$$\int_0^t c(\tau) d\tau = \delta t \sum_{i=1}^n N_i \quad (2.8)$$

burada n , süre boyunca cihazdan alınan numune sayısıdır ve δt , ardışık numuneler arasındaki süredir. $E(aX + bY) = aE(X) + bE(Y)$ ve $\text{Var}(aX + bY) = a^2\text{Var}(X) + b^2\text{Var}(Y) + 2ab\text{Cov}(X, Y)$ standart formüllerini kullanarak (a ve b sabitlerdir, X ve Y rasgele değişkenlerdir) bunu takip eder.

$$E\left(\int_0^t c(\tau) d\tau\right) = \delta t \cdot n \cdot E(N) = 0 \quad (2.9)$$

$$\text{Var}\left(\int_0^t c(\tau) d\tau\right) = \delta t^2 \cdot n \cdot \text{Var}(N) = \delta t \cdot t \cdot \sigma^2 \quad (2.10)$$

Bu nedenle gürültü, standart sapması olan entegre sinyale sıfır ortalamalı rastgele yürüyüş² hatası verir.

$$\sigma_{\theta}(t) = \sigma \cdot \sqrt{\delta t \cdot t} \quad (2.11)$$

zamanın karekökü ile orantılı olarak büyür.

Genellikle gürültünün entegre sinyali nasıl etkilediğiyle ilgilenildiği için, üreticilerin bir açı rastgele yürüyüş (ARW) ölçümü kullanarak gürültüyü belirtmeleri yaygındır.

$$ARW = \sigma_{\theta} \quad (2.12)$$

°/√h birimleriyle ifade edilir.

Örneğin Honeywell GG5300'ün ARW ölçümü 0,2°/√h'dir.

Bu, 1 saat sonra oryantasyon hatasının standart sapması 0.2°, 2 saat sonra $\sqrt{2} \cdot 0.2 = 0.28^\circ$ ve benzeri olacağı anlamına gelir. Gürültüyü belirlemek için kullanılan diğer ölçümler, güç spektral yoğunluğu (birim (°/h)² / Hz) ve FFT gürültü yoğunluğudur (birim °/h / √Hz).

Denklemleri kullanarak çeşitli farklı gürültü özellikleri arasında dönüştürme yapmak mümkündür:

$$ARW (\text{°}/\sqrt{h}) = \frac{1}{60} \cdot \sqrt{\text{PSD}((\text{°}/h)^2/\text{Hz})} \quad (2.13)$$

$$ARW (\text{°}/h) = \frac{1}{60} \cdot \text{FFT} (\text{°}/h/\sqrt{\text{Hz}}) \quad (2.14)$$

• Titreme Gürültüsü / Önyargı Kararlılığı

Bir MEMS jiroskopunun önyargısı, elektronik aksamdaki ve rastgele titremeye duyarlı diğer bileşenlerdeki titreşim gürültüsü nedeniyle zamanla değişir.

Titreşim gürültüsü, etkileri genellikle elektronik bileşenlerde düşük frekanslarda gözlenen 1/f spektrumlu gürültüdür. Yüksek frekanslarda, titreşim gürültüsü beyaz gürültünün gölgesinde kalma eğilimindedir. Titreşim gürültüsünden kaynaklanan önyargı dalgalanmaları genellikle rastgele bir yürüyüş olarak modellenir.

Önyargı kararlılığı ölçümü, sabit koşullarda (genellikle sabit sıcaklık dahil) bir cihazın sapmasının belirli bir süre boyunca, tipik olarak yaklaşık 100 saniye boyunca nasıl

değişebileceğini açıklar. Ön yargı kararlılık genellikle °/h birimleriyle 1σ değeri veya daha az doğru cihazlar için °/s olarak belirtilir.

Rastgele yürüyüş modeli altında önyargı kararlılığı şu şekilde yorumlanabilir; B_t , t zamanında bilinen sapma ise, 100 saniye boyunca $0,01^\circ/h$ lik bir 1σ sapma kararlılığı, $(t + 100)$ saniyedeki sapmanın, B_t beklenen değeri ve $0,01^\circ/h$ standart sapması olan bir rastgele değişken olduğu anlamına gelir.

Zamanla bu özellik, standart sapması zamanın kareköküyle orantılı olarak büyüyen cayro sapmasında rastgele bir yürüyüş yaratır. Bu nedenle sapma kararlılığı bazen bir sapma rastgele yürüyüş ölçümü ile belirtilir.

$$BRW (\circ / \sqrt{h}) = \frac{BS(\circ/h)}{\sqrt{t(h)}} \quad (2.15)$$

burada t, önyargı kararlılığının tanımlandığı zaman aralığıdır.

Bu tezde, bu hatanın, orantı sinyalinin entegre edilmesinden elde edilen yönelimi nasıl etkilediğiyle ilgilenilmektedir. Önyargılı rastgele yürüyüş modeli varsayılırsa, sapma dalgalanmalarını entegre etmenin sonucu, açıda ikinci dereceden rastgele yürüyüş olur. Gerçekte önyargı dalgalanmaları gerçekten rastgele bir yürüyüş gibi davranmaz.

Bu yapılsaydı, bir cihazın önyargısındaki belirsizlik, zaman aralığı arttıkça sınırsız olarak büyüyecekti. Pratikte, önyargı belirli bir aralık içinde olmak üzere sınırlandırılmıştır ve bu nedenle rastgele yürüyüş modeli, kısa süreler için gerçek sürece yalnızca iyi bir yaklaşımdır.

• Sıcaklık Etkileri

Ortamdaki değişikliklerden kaynaklanan sıcaklık dalgalanmaları ve sensörün kendi kendine ısınması, önyargıda harekete neden olur. Bu tür hareketlerin, sabit koşullar altında alınan sapma stabilitesi ölçümlerine dahil edilmediğine dikkat etmek gerekir. Sıcaklıktaki bir değişiklik nedeniyle ortaya çıkan herhangi bir kalıntı önyargı, zamanla doğrusal olarak büyüyen bir yönelim hatasına neden olacaktır.

Önyargı ve sıcaklık arasındaki ilişki, MEMS sensörleri için genellikle oldukça doğrusal değildir. Çoğu eylemsizlik ölçüm birimi (AÖB), sıcaklığa bağlı sapma etkilerini düzeltmeyi mümkün kılan dahili sıcaklık sensörleri içerir. Xsens4 Mtx gibi bazı AÖB'ler bu tür düzeltmeleri dahili olarak gerçekleştirir.

• Kalibrasyon Hataları

'Kalibrasyon hataları' terimi toplu olarak jiroskopların ölçek faktörlerindeki, hizalamalarındaki ve doğrusallıklarındaki hataları ifade eder. Bu tür hatalar, yalnızca cihaz dönerken gözlemlenen yanlışlık hataları üretme eğilimindedir. Bu hatalar, büyüklüğü hareketlerin hızı ve süresi ile orantılı olan entegre sinyalde ek sürüklenme birikmesine yol açar [9]. Kalibrasyon hatalarını ölçmek ve düzeltmek genellikle mümkündür. Xsens Mtx gibi bazı yeni AÖB'ler, kalibrasyon hataları için dahili düzeltmeler uygular.

• Özet

Bu bölümde özetlenen ana hata kaynakları Tablo 2.1'de özetlenmiştir. Her bir hata kaynağının görece önemi farklı jiroskoplar arasında farklılık gösterir. MEMS jiroskopları için, dengelenmemiş sıcaklık dalgalanmaları veya ilk sapma tahminindeki bir hata nedeniyle rastgele yürüme (gürültü) hataları ve düzeltilmemiş sapma hataları genellikle en önemli hata kaynaklarıdır. Açılı rastgele yürüyüş, bir oran jiroskop sinyalinin entegre edilmesinden elde edilen yönelimdeki belirsizlik için bir alt sınır olarak kullanılabilir.

Tablo 2.1. MEMS Gyro Hata Kaynakları

Hata Tipi	Açıklama	İntegral Sonucu
Önyargı	Sabit önyargı (ϵ)	Sürekli büyüyen bir açısal hata $\theta(t) = \epsilon \cdot t$
Beyaz Gürültü	Bazı standartlarda beyaz gürültü σ sapması	Standart sapması olan rastgele bir açı $\sigma_{\theta}(t) = \sigma \cdot \sqrt{\delta t \cdot t}$ zamanın karekökü ile büyür
Sıcaklık Etkileri	Sıcaklığa bağlı artık önyargı	Herhangi bir kalıntı önyargı, oryantasyona entegre edilir ve zamanla doğrusal olarak büyüyen bir oryantasyon hatasına neden olur.
Kalibrasyon	Ölçek faktörlerinde, hizalamalarda ve çayro doğrusallıklarında deterministik hatalar	Hareket hızı ve süresi ile orantılı oryantasyon kayması
Önyargı (Bias) Kararsızlığı	Genellikle önyargı (Bias) rastgele yürüyüş olarak modellenen önyargı dalgalanmaları	İkinci dereceden rastgele yürüyüş

2.2.2. Lineer İvmeölçerler

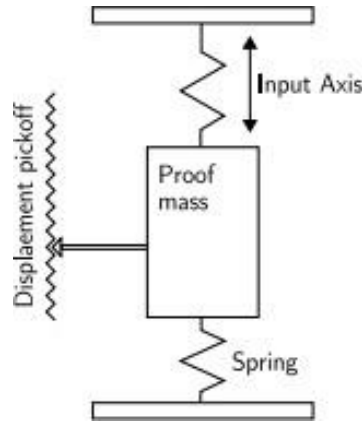
Doğrusal ivmeölçer, yerçekimi kuvveti hariç, cihaza entegre sensöre uygulanan ivmeyi m/s^2 cinsinden ölçer. Örneğin, arabanın ne kadar hızlı gittiğini görmek için bu sensör kullanılabilir. Doğrusal hızlanma sensörünün her zaman kaldırılması gereken bir ofseti vardır. Bunu yapmanın en basit yolu, uygulamaya bir kalibrasyon adımı oluşturmaktır. Kalibrasyon sırasında, cihaz bir masaya koyulur ve ardından üç eksen için ofsetler okunabilir. Ardından, gerçek doğrusal ivmeyi elde etmek için bu ofseti hızlanma sensörünün doğrudan okumalarından çıkarılabilir.

2.2.2.1. İvmeölçer Türleri

Bir ivmeölçer, genel olarak mekanik veya katı hal cihazı olarak sınıflandırılabilir. Bu bölümde bu iki tip ivmeölçer ve MEMS ivmeölçerler anlatılmaktadır.

• Mekanik İvmeölçerler

Mekanik bir ivmeölçer, Şekil 2.9'da gösterildiği gibi, yaylar tarafından asılı duran bir kütleden oluşur. Kütlenin yer değiştirmesi, giriş ekseninde kütleye etki eden F kuvvetiyle orantılı bir sinyal veren bir yer değiştirme başlatması kullanılarak ölçülür. Newton'un ikinci yasası $F = m.a$ daha sonra cihaza etki eden ivmeyi hesaplamak için kullanılır.

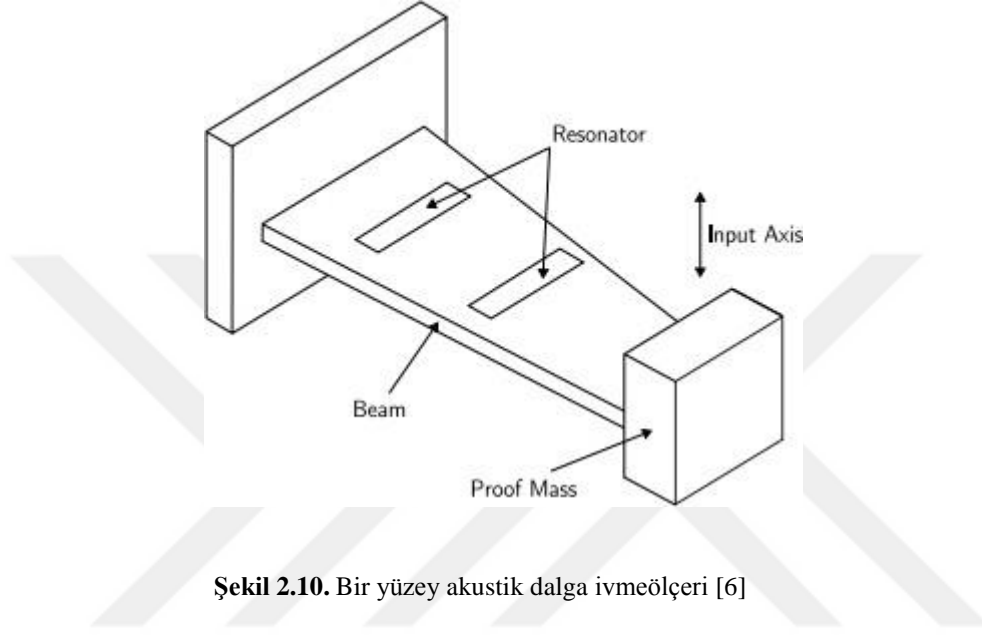


Şekil 2.9. Titreşen kütle ivmeölçeri [6]

• Katı Hal İvmeölçerler

Katı hal ivmeölçerler, yüzey akustik dalgası, titreşimli, silikon ve kuvars cihazları dahil olmak üzere çeşitli alt gruplara ayrılabilir. Katı hal ivmeölçerleri küçük, güvenilir ve sağlamdır. Katı hal ivmeölçerinin bir örneği, yüzey akustik dalga (SAW) ivmeölçeridir.

Bir SAW ivmeölçer, Şekil 2.10 'da gösterildiği gibi belirli bir frekansta rezonansa giren bir konsol kirişten oluşur. Kirişin bir ucuna serbestçe hareket edebilen bir kütle bağlanmıştır. Diğer uç kasaya sağlam bir şekilde bağlanmıştır. Giriş eksenini boyunca bir ivme uygulandığında kiriş eğilir. Bu, yüzey akustik dalgasının frekansının uygulanan gerilim ile orantılı olarak değişmesine neden olur. Frekanstaki bu değişikliği ölçerek ivme belirlenebilir.



Şekil 2.10. Bir yüzey akustik dalga ivmeölçeri [6]

• MEMS İvmeölçerler

Mikro-işlenmiş silikon ivmeölçerler, mekanik ve katı hal sensörleriyle aynı prensipleri kullanır. MEMS ivmeölçerin iki ana sınıfı vardır.

Birinci sınıf, MEMS teknikleri kullanılarak üretilen mekanik ivmeölçerlerden (yani desteklenen bir kütle için yer değiştirmesini ölçen cihazlar) oluşur. İkinci sınıf, yüzey akustik dalga ivmeölçerlerde olduğu gibi, gerilim değişiminin neden olduğu titreşen bir elemanın frekansındaki değişikliği ölçen cihazlardan oluşur.

Listelenen MEMS cihazlarının avantajları, jiroskoplar için olduğu kadar ivmeölçerler için de geçerlidir. Küçük, hafif ve düşük güç tüketimine ve başlatma sürelerine sahiptirler. Başlıca dezavantajları, MEMS cihazlarının performansının hızla artmasına rağmen, şu anda geleneksel teknikler kullanılarak üretilen ivmeölçerler kadar hassas olmamalarıdır.

- **MEMS İvmeölçer Hata Özellikleri**

Bu bölümde MEMS ivmeölçerlerde ortaya çıkan hataları incelenecektir. Aşağıda açıklanan hata türleri jiroskoplar için hatalara benzerdir ve bu nedenle burada daha az ayrıntılı olarak sunulmuştur. İvmeölçerlerden kaynaklanan hatalar arasındaki önemli fark, konumu izlemek için iki kez integral alınmasıdır, oysa oran-cayro sinyalleri oryantasyonu izlemek için yalnızca bir kez integral alınır.

- **Sabit Önyargı**

Bir ivmeölçerin sapması, çıkış sinyalinin gerçek değerden m/s^2 cinsinden sapmasıdır. ϵ sabit bir önyargı hatası, çift integral olduğunda, zamanla ikinci dereceden büyüyen bir konumda hataya neden olur.

Konumda birikmiş hata

$$s(t) = \epsilon \cdot \frac{t^2}{2} \quad (2.16)$$

burada t entegrasyon zamanıdır.

Herhangi bir ivmelenme olmadığında ivmeölçerin çıktısının uzun vadeli ortalamasını ölçerek yanlılığı tahmin etmek mümkündür. Fakat, bu yerçekimi ile karmaşıktır, çünkü ivmeölçer üzerinde hareket eden bir yerçekimi bileşeni bir sapma olarak görünecektir.

Bu nedenle, yanlılığı ölçmek için yerçekimi alanına göre cihazın kesin oryantasyonunu bilmek gereklidir. Pratikte bu, cihazın yönlendirmesi son derece hassas bir şekilde kontrol edilebilen bir döner tabla üzerine monte edildiği kalibrasyon rutinleri ile gerçekleştirilebilir.

- **Termo-Mekanik Beyaz Gürültü / Hız Rastgele Yürüyüş**

Bir MEMS ivmeölçerinden elde edilen çıktı örnekleri, bir beyaz gürültü dizisi tarafından bozulur. Önceki bölümde, beyaz gürültünün entegre edilmesinin, standart sapması \sqrt{t} ile orantılı olarak büyüyen rastgele bir yürüyüş ürettiği gösterilmiştir. Bu nedenle, bir ivmeölçerin çıkışındaki beyaz gürültü, genellikle $m/s/\sqrt{h}$ birimleriyle belirtilen bir rastgele hız yürüyüşü yaratır.

İvmeölçer beyaz gürültüsünün hesaplanan konum üzerinde ne gibi bir etkisi olduğunu görmek için, bir ivmeölçerden elde edilen örnekleri iki katına çıkardığımız benzer bir analiz yapılabilir.

$E(N_i) = E(N) = 0$ ve $\text{Var}(N_i) = \text{Var}(N) = \sigma^2$ ile beyaz gürültü dizisindeki i . rastgele değişken N_i olsun. Beyaz gürültü sinyali $\varepsilon(t)$ 'nin $t = n \cdot \delta t$ zaman aralığı boyunca çift integralinin sonucu

$$\iint_0^t c(\tau) d\tau d\tau = \delta t \sum_{i=1}^n \delta t \sum_{i=1}^n N_j \quad (2.17)$$

$$= \delta t^2 \sum_{i=1}^n (n - i + 1) N_i \quad (2.18)$$

burada n , süre boyunca cihazdan alınan numune sayısıdır ve δt , ardışık numuneler arasındaki süredir. Pozisyonda beklenen hata

$$E \left(\iint_0^t c(\tau) d\tau d\tau \right) = \delta t^2 \sum_{i=1}^n (n - i + 1) E(N_i) \quad (2.19)$$

$$= 0 \quad (2.20)$$

ve varyans yaklaşıklığın δt 'nin küçük olduğunu varsaydığı durum (yani, modern MEMS ivmeölçerler için geçerli bir varsayım olan örnekleme frekansının büyük olduğu).

$$\text{Var} \left(\iint_0^t c(\tau) d\tau d\tau \right) = \delta t^4 \sum_{i=1}^n (n - i + 1)^2 \text{Var}(N_i) \quad (2.21)$$

$$= \frac{\delta t^4 n(n+1)(2n+1)}{6} \text{Var}(N) \quad (2.22)$$

$$\approx \frac{1}{3} \cdot \delta t \cdot t^3 \cdot \sigma^2 \quad (2.23)$$

Bu analiz, ivmeölçer beyaz gürültüsünün, sıfır ortalama ve standart sapma ile ikinci dereceden bir rastgele yürüyüş oluşturduğunu göstermektedir.

$$\sigma_s(t) \approx \sigma \cdot t^{\frac{3}{2}} \cdot \sqrt{\frac{\delta t}{3}} \quad (2.24)$$

$t^{\frac{3}{2}}$ ile orantılı olarak büyür.

• Titreme Gürültüsü / Önyargı Kararlılığı

MEMS ivmeölçerleri, yanlılığın zaman içinde değişmesine neden olan titreşimli gürültüye maruz kalır. Bu tür dalgalanmalar genellikle önyargılı rastgele yürüyüş olarak modellenir.

Bu modeli kullanarak, kırpışma gürültüsü, belirsizliği t^3 ile orantılı olarak artan hızda ikinci bir mertebeden rasgele yürüyüş ve t^5 ile orantılı olarak büyüyen bir üçüncü mertebeden rasgele yürüyüş yaratır.

- **Sıcaklık Etkileri**

Jiroskoplarda olduğu gibi, sıcaklık değişiklikleri çıkış sinyalinin sapmasında dalgalanmalara neden olur. Önyargı ve sıcaklık arasındaki ilişki, belirli cihaza bağlıdır, ancak genellikle oldukça doğrusal değildir. Girilen herhangi bir kalıntı önyargı, zamanla ikinci dereceden büyüyen bir konumda bir hataya neden olur. AÖB bir sıcaklık sensörü içeriyorsa, sıcaklığa bağlı etkileri telafi etmek için çıkış sinyallerine düzeltmeler uygulamak mümkündür.

- **Kalibrasyon Hataları**

Kalibrasyon hataları (ölçek faktörlerindeki, hizalamalardaki ve çıktı doğrusallıklarındaki hatalar), yalnızca cihaz hızlanmaya devam ederken görülebilen önyargı hataları olarak görünür. Bu "geçici" önyargı hatalarının, yerçekimi ivmesi nedeniyle cihaz sabitken bile gözlemlenebileceğini unutmamak gerekir.

- **Özet**

MEMS ivmeölçerler için ana hata kaynakları jiroskoplarda için olanlara benzer. Tablo 2.2, bu bölümde sunulan hata kaynaklarını özetlemektedir.

MEMS cihazları için rastgele yürüyüş açısı (gürültü) ve düzeltilmemiş önyargı hataları tipik olarak cihazın performansını sınırlayan hata kaynaklarıdır, ancak her bir hata kaynağının görece önemi kullanılan cihaza bağlıdır.

Tablo 2.2. İvmeölçer Hata Kaynaklarının Özeti

Hata Tipi	Açıklama	İntegral Sonucu
Önyargı (Bias)	İvmeölçerin çıkış sinyalinde sabit bir önyargı (ϵ)	İkinci dereceden büyüyen bir konum hatası $s(t) = \epsilon \cdot \frac{t^2}{2}$
Beyaz Gürültü	Bazı standartlarda beyaz gürültü sapması (σ)	İkinci dereceden rastgele bir yürüyüş. Konum hatasının standart sapması şu şekilde büyür: $\sigma s(t) = \sigma \cdot \frac{t^3}{2} \cdot \frac{\sqrt{\delta t}}{3}$
Sıcaklık Etkileri	Sıcaklığa bağlı artık önyargı (Bias)	Herhangi bir kalıntı önyargı, zamanla ikinci dereceden büyüyen bir konumda bir hataya neden olur.
Kalibrasyon	Ölçek faktörlerinde, hizalamalarda ve ivmeölçer doğrusallıklarında deterministik hatalar	Kare hızıyla orantılı konum kayması ve hızlanma süresi
Önyargı (Bias) Kararsızlığı	Genellikle önyargı (Bias) rastgele yürüyüş olarak modellenen önyargı dalgalanmaları	Pozisyonda üçüncü dereceden rastgele yürüyüş

2.2.3. Sensör Hataları Genel Özet

ANS sensörlerinden elde edilen temel ölçümler, ivmeölçer tarafından algılanan ivme değerleri ve jiroskoplarla ölçülen açısal hızdır. Ölçümlerden herhangi biri aşağıdaki basitleştirilmiş ifade [10] ile açıklanabilir:

$$GI = I + b_I + S \cdot I + \epsilon(I) \quad (2.25)$$

GI: Atalet sensör çıkışları (özgül kuvvet ve açısal hız)

I: Gerçek atalet sensörü ölçümleri

b_I : Sensör sapmaları

S: Ölçek faktörlerinin köşegen matrisi

$\epsilon(I)$: Rastgele gürültü

Hem ivmeölçerler hem de jiroskoplar, yavaş büyüyen sabit önyargı nedeniyle hataya sahiptir. Hata, çıkış sinyalinin gerçek değerden ofseti olarak tanımlanabilir. Başka bir

deyişle, önyargı, cihaz herhangi bir harekette olmadığında jiroskop ve ivmeölçerden çıkar.

Önyargılar, herhangi bir harekete geçmeyen çıkış cihazının uzun vadeli ortalaması ölçülerek tahmin edilir [11]. Ölçek faktörü, sensör girişi ve sensör çıkışının oranıdır. MEMS AÖB çıkışları, termal gürültü ve elektriksel gürültü gibi çeşitli gürültü kaynakları tarafından bozulur [11].

ARW (Açısal Rastgele Yürüyüş) üretmek için jiroskop gürültüsünün integrali alınmıştır ve RW (hız çözümünde Rastgele Yürüyüş) üretmek için ivmeölçer gürültüsünün integrali alınmıştır. Genellikle üreticiler gürültüyü ARW cinsinden, birimlerle saat başına derece ($^{\circ}/\sqrt{h r}$) cinsinden belirtirler.

MEMS ivmeölçerlerinden ölçümleri bozan ana hata türleri, MEMS jiroskopları için aynıdır. Birincil fark, hızlanma ölçümlerindeki hataların bir AÖB'nin konumunu izlemek için iki kez entegre edilmesi, fakat açısal hız ölçümlerinin tahmini oryantasyonu izlemek için yalnızca bir kez entegre edilmesidir.

2.3. ANS'de Referans Konum ve Hizalama

Strapdown ANS başlatma ve hizalama, strapdown navigasyonu ile ilgili en önemli konulardan biri olduğu için bu bölümde tartışılacaktır. ANS seyrüsefer başlatma, farklı seyrüsefer koordinat çerçevelerinden bir veya daha fazlasında tanımlanan sistem konumu, hız ve yönelim için başlangıç değerlerinin belirlenmesi veya başka bir deyişle, koordinat dönüşümünün başlangıç değerlerinin belirlenmesi işlemidir. ANS konumu başlatma, normalde GPS veya manuel giriş gibi harici kaynaklara dayanır, ancak hız başlatma, sıfır olduğunda başlatılarak (yani, ana araç hareket etmiyorsa) veya varsa taşıyıcı hızı referans alınarak gerçekleştirilebilir.

ANS hizalaması için dört temel yöntem vardır [8]:

- Hizalama için ya zemine dayalı bir yöne optik görüş hattı referansının ya da bir yerleşik izleyicinin kullanıldığı optik hizalama.
- Duran araçlar için, yerel düşey belirlemek için algılanan ivme yönü ve kuzeyi belirlemek için algılanan dönüş yönü kullanılır. Buna cayro-pusula hizalama yaklaşımı denir.

- Hizalama için hizalanmış ve çalışan bir ANS ile hız eşleşmesinin kullanılabilceği, hareketli bir ana araçta aktarma hizalaması.
- GPS destekli hizalama, hizalama değişkenlerini tahmin etmek için GPS ile eşleşen konum.

2.4. ANS Hata Modelleri

Bir ANS için tek bir standart tasarım olmadığından, ANS sistemlerinin hata kaynakları buna göre değişir, genellikle hata kaynakları aşağıdaki gruplara ayrılabilir:

- Konum ve hızın ilk tahminlerinden gelen başlatma hataları
- Navigasyon eksenlerine göre bağlama sistemleri navigasyon algoritmaları için kullanılan durum yönü kosinüslerinden gelen hizalama hataları
- Sensör kompanzasyon hataları (zaman içinde ilk sensör kalibrasyonundaki değişiklik nedeniyle oluşur.)
- Yerçekimi modeli hataları (bilinmeyen yerçekimi modelleme hatalarının araç dinamiği üzerindeki etkisidir.)

2.5. Koordinat Çerçevesi

2.5.1. Eylemsiz Çerçeve (i-frame)

Eylemsizlik çerçevesi (I), Newton'un hareket yasalarının geçerli olduğu varsayılan bir referans çerçevesidir. Bu nedenle, çerçeve dönmez ve hızlanmaz. Atalet çerçevesinin tanımı şu şekilde açıklanabilir:

Orijin: Dünyanın kütle merkezi

X eksen: Ortalama ilkbahar ekinoksuna doğru

Y eksen: Sağ elle dik bir çerçeve tanımlanır

Z eksen: Dünyanın dönme eksenine doğru tanımlanır

2.5.2. Dünya Merkezli, Sabitlenmiş (ECEF) Çerçeve (e-frame)

ECEF çerçevesi, dünyaya sabitlendiğinden eylemsiz değildir. Bu nedenle, atalet çerçevesine göre yer dönüş hızı ile döner.

Tanımı:

Orijin: Dünyanın kütle merkezi

X eksen: Ekvator düzleminde Greenwich meridyenine doğru

Y eksen: Sağ elle dik bir çerçeve tanımlanır

Z eksen: Dünyanın dönme eksenine doğru tanımlanır

E-frame, Dünya hızı olarak bilinen bir hızda z eksen etrafında döner. Eylemsiz Çerçevesine göre bu dönüş hızı vektörü e-frame'de [12] şu şekilde verilir:

$$w_{ie}^e = (0 \ 0 \ w_e)^T \quad (2.26)$$

Burada w_e , Dünya hızının büyüklüğüdür ($7.292115 \times 10^{-5} \text{rad/s}$). E-frame'deki konum vektörü, jeodezik enlem (φ), boylam (λ) ve yükseklik (h) cinsinden aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$R_e = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (R_N + h)\cos\varphi\cos\lambda \\ (R_N + h)\cos\varphi\sin\lambda \\ (R_N(1 - e^2) + h)\sin\varphi \end{pmatrix} \quad (2.27)$$

Burada e , referans elipsoidin eksantrikliği ve R_N , eğriliğin meridyen yarıçapıdır.

2.5.3. Navigasyon Çerçevesi (n-frame)

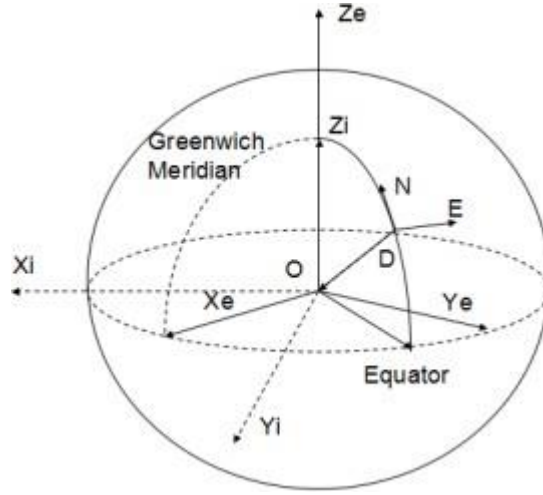
NED çerçevesi, navigasyon çerçevesi olarak kullanılan sağ el sistemidir ve tanımı şöyledir:

Orijin: ANS'in merkezi

X eksen: Elipsoidal gerçek kuzeye doğru (Kuzey)

Y eksen: Elipsoidal doğuya doğru (Doğu)

Z eksen: Elipsoidal normal boyunca aşağı doğru yön (Aşağı)



Şekil 2.11. Eylemsizlik çerçevesi, dünya merkezli çerçeve ve navigasyon çerçevesi

2.5.4. Gövde Çerçevesi (body frame, b-frame)

Gövde çerçevesi (b-çerçevesi), AÖB'ye göre sabit kalan bir koordinat çerçevesidir.

Açısal hareket için x eksenini, y eksenini ve z eksenini genellikle sırasıyla yuvarlanma, eğim ve sapma eksenleri olarak biliriz.

Orijin: ANS'nin merkezi

X eksenini: Hareket yönüne doğru

Y eksenini: Sağ elle dik bir çerçeve tanımlanır

Z eksenini: Yerçekimi boyunca aşağı yön

2.5.5. Koordinat Çerçevelerinin Dönüşümü

Bir navigasyon sisteminde, bir koordinattan diğerine vektör dönüşümü yapmak gerekir.

N-çerçevesinden e-çerçevesine kadar olan DCM (Kosinüs Matrisi), jeodezik enlem ve boylam cinsinden şu şekilde ifade edilir:

$$R_{ni}^e = \begin{bmatrix} -\sin\phi\cos\lambda & -\sin\lambda & -\cos\phi\cos\lambda \\ -\sin\phi\sin\lambda & \cos\lambda & -\cos\phi\sin\lambda \\ \cos\phi & 0 & -\sin\phi \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

Dünya dönüş hızı, n çerçevesinde aşağıdakiler kullanılarak tanımlanabilir:

$$w_{ie}^n = R_{ie}^n w_e^e = \begin{bmatrix} w_e \cos\phi & 0 & -w_e \sin\phi \end{bmatrix}^T \quad (2.29)$$

İvmeölçerler ve jiroskoplar tarafından algılanan ölçümler b-frame'de iken, konum çıktısının navigasyon çerçevesinde tanınması gerekir. Bunu yapmak için, bir dizi Euler Açılı dönüşü: yuvarlanma (ϕ), eğim (θ) ve sapma (ψ) açıları sırayla döndürülür.

N-çerçevesinden b-çerçevesine DCM şu şekilde yazılabilir [12]:

$$R_n^b = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & \sin\phi \\ 0 & -\sin\phi & \cos\phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos\psi & \sin\psi & 0 \\ -\sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.30)$$

Bu nedenle, ortogonalliği nedeniyle, b-çerçevesinden n-karesine DCM, devrik matris aracılığıyla bulunabilir,

$$R_n^b = (R_n^b)^T = \begin{pmatrix} c\theta c\psi & -c\phi s\psi + s\phi s\theta c\psi & s\phi c\psi + c\phi s\theta s\psi \\ c\theta s\psi & c\phi c\psi + s\phi s\theta s\psi & -s\phi s\psi + c\phi s\theta c\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{pmatrix} \quad (2.31)$$

Burada sin ve cos sırasıyla s ve c olarak gösterilir. Euler açıları daha sonra aşağıdaki denklemler kullanılarak DCM'den çıkarılabilir:

$$\Theta = \tan^{-1}\left(\frac{R_{32}}{R_{33}}\right) \quad (2.32)$$

$$\Theta = \sin^{-1}(R_{31}) \quad (2.33)$$

$$\Psi = \tan^{-1}\left(\frac{R_{21}}{R_{11}}\right) \quad (2.34)$$

Burada R_{mn} , Denklem bir önceki denklemdeki öğelerin satırı (m) ve sütunu (n) anlamına gelir. Koordinat çerçevesi dönüşümü bir kuaterniyon da kullanabilir. Kuaterniyon, q, dört bileşeni olan bir vektördür:

$$q = (q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3)^T \quad (2.35)$$

Burada q_0 , dönmenin büyüklüğünü temsil eder ve diğer üç bileşen, iki çerçeve arasındaki Euler eksenleri boyunca yönlendirilen bir vektörün bileşenlerini temsil eder.

2.6. ANS Hata Modeli

Hata durumu, gerçek durum ile ANS tarafından hesaplanan çözüm arasındaki farktır. Tahmin edilen hata durumlarını yaymak için tezde Psi açısı hata modeli benimsenmiştir [14]:

$$\delta \dot{r} = -w_{en} \times \delta r + \delta v \quad (2.36)$$

$$\delta \dot{v} = -(w_{ie} + w_{in}) \times \delta v - \delta \varphi \times f + \delta g + \nabla \quad (2.37)$$

$$\delta \varphi^n = \Omega_{in}^n \delta \varphi + \epsilon \quad (2.38)$$

δr , δv , $\delta \varphi$ sırasıyla n-çerçeveadaki konum, hız ve konum hatası vektörleridir, ∇ ivmeölçer hata vektörüdür, δg hesaplanan yerçekimi vektöründeki hatadır, ϵ çayro hata vektörüdür, f özgül kuvvet vektörü, w_{ie} dünya dönüş hızı vektörüdür, w_{en} taşıma hızı vektörüdür ve w_{in} , navigasyondan atalet çerçevesine açılma hız vektörüdür.

Bu hata denklemleri, Kalman Filtresinde dinamik matris F'yi oluşturmak için kullanılan sistem dinamik modelini temsil eder. Hata modelinden elde edilen bilgiyi kullanarak, zaman içindeki atalet sensör hatalarını tahmin etmek için bir Kalman filtresi kullanılabilir ve daha sonra navigasyon parametrelerini düzeltmek için kullanılabilir.

Bu tezde, hata modeli ile birlikte tahmin filtresi olarak hata durumlu Kalman Filtresi kullanılmıştır. Kalman Filtresi, AÖB ölçümlerine dayalı olarak ANS hata durumlarını tahmin eder. Yeni bir ölçüm alındığında, filtrenin düzeltme adımı sırasında tahmini hata durumunu güncellemek için kullanılır. Bu tahmin daha sonra kapalı döngü düzeltilmesi olarak bilinen sifra sıfırlanmadan önce ANS durumlarını telafi etmek için hemen aktarılır.

2.7. Kalman Filtresi

Bu tezde, ANS hatalarını tahmin etmek için geleneksel bir hata durumu Kalman filtresi kullanılmaktadır. Kullanılan hata durumu Kalman filtresi (KF), sistem dinamik modelini ve ölçüm modelini doğrusallaştırdığı bir ANS hata kontrol döngüsü (geri bildirim) kontrol sistemine [13] sahip doğrusallaştırılmış Kalman filtre tipi olan bir EKF(Genişletilmiş Kalman Filtresi)'nin altına düşer. Bu, düşük maliyetli AÖB hatalarının doğrusal olarak yayıldığı varsayıldığı ve bu varsayımın EKF kullanımının bu araştırma için güvenilir olduğu anlamına gelir.

2.7.1. Kalman Filtresi Temel Prensipleri

Kalman Filtresi, özyinelemeli bir konfigürasyonda bir dizi algoritma içeren doğrusal bir tahmin tekniğidir. Sistemin durum parametrelerini tahmin etmek için KF, dinamik model ve ölçüm modeli olarak bilinen iki model kullanır.

Dinamik model, sürekli zamanda şu şekilde temsil edilir:

$$\dot{x}(t) = F(t) x(t) + Gw(t) \quad (2.39)$$

Benzer şekilde, ayrık biçimde şu şekilde temsil edilir:

$$x_{k+1} = \Phi x_k + w_k \quad (2.40)$$

x sistem durum vektörleridir, F sistem dinamik matrisidir, G bozucu kuvvetleri durum vektörleriyle ilişkilendirir, w bozucu kuvvet vektörleridir, Φ durumdan (k) durum'a geçen durum vektörünü ilişkilendiren durum geçiş matrisidir ($k+1$) ve w_k proses gürültü vektörüdür. Ölçüm modeli şu şekilde temsil edilir:

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (2.41)$$

z_k , k zamanındaki ölçüm vektörüdür, H_k , durumları ölçümlerle doğrusal olarak ilişkilendiren ölçüm modeli matrisidir ve v_k , ölçüm gürültü vektörüdür. Her iki gürültü vektörünün (w_k ; v_k) birbiriyle ilişkisiz olduğu varsayılır. Ayrıca sıfır ortalama Gauss beyazı, normal dağılımlı ve karşılıklı olarak bağımsız oldukları varsayılır; karşılık gelen stokastik modeller şu şekilde varsayılır:

$$E[w(t)] = 0 \quad (2.42)$$

$$E[v(t)] = 0 \quad (2.43)$$

$$E[w_i w_j^T] = 0 \quad (2.44)$$

$$E[w_i w_j^T] = \{ R_k \ i=j, 0 \ i \neq j \} \quad (2.45)$$

$$E[v_i v_j^T] = \{ Q_k \ i=j, 0 \ i \neq j \} \quad (2.46)$$

Burada R , sistem tesis gürültü kovaryans matrisidir ve Q , ölçüm gürültüsü kovaryans matrisidir. E tahmin operatörüdür.

2.7.2. Kalman Filtresi Tahmini

Kalman filtresi, tahmin ve ölçüm güncellemesi olmak üzere iki adıma bölünebilen yinelemeli bir filtreleme prosedürüdür. Kalman filtresi iterasyonunun ilk adımı, $\hat{x}_{k-1}^{(+)}$ durumunun önceki en iyi tahminine dayalı olarak $\hat{x}_k^{(-)}$ durum tahminini tahmin etmektir. Bu durum geçiş matrisi (Φ) kullanılarak elde edilir,

$$\hat{x}_k^{(-)} = \Phi \hat{x}_{k-1}^{(+)} \quad (2.47)$$

$$P_k^{(-)} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1}^{(+)} \Phi_{k,k-1}^T + R_{k-1} \quad (2.48)$$

$\hat{x}_{k-1}^{(+)}$ ve $P_{k-1}^{(+)}$ sırasıyla önceki (k-1) dönemde durum vektörünün ve kovaryans matrisinin optimal tahmin edicileridir ve $\Phi_{k,k-1}$ geçiş matrisidir.

2.7.3. Kalman Filtresi Ölçüm Güncellemesi

Ölçümler mevcut olduğunda, durum tahmini, durum vektörünün optimal tahmininin ve buna karşılık gelen ölçüm güncelleme kovaryans matrisinin olduğu yerde güncellenir.

$$\hat{x}_k^{(+)} = \hat{x}_k^{(-)} + K_k(z_k - H_k \hat{x}_k^{(-)}) \quad (2.49)$$

$$P_k^{(+)} = (I - K_k H_k) P_k^{(-)} \quad (2.50)$$

ve

$$K_k = P_k^{(-)} H_k^T [H_k P_k^{(-)} H_k^T + Q_k]^{-1} \quad (2.51)$$

Burada K_k , Kalman kazanç matrisidir. Sayısal kararlılığı geliştirmiştir ve doğal simetriye sahiptir.

$$P_k^{(+)} = (I - K_k H_k) P_k^{(-)} (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \quad (2.52)$$

2.7.4. Kalman Filtresi Ölçüm Güncellemesi

Bir EKF (Extended Kalman Filter=Genişletilmiş Kalman Filtresi)'nin sistem denklemleri için tam bir ifade, seçilen durumlara ve bunları açıklamak için kullanılan hata modelinin tipine bağlıdır.

Kullanılan EKF, aşağıdaki 24 hata durumunu içerir:

$$\delta \mathbf{x} = [\delta \mathbf{x}_{Nav}, \delta \mathbf{x}_{INS}, \delta \mathbf{x}_{Grav}] \quad (2.53)$$

$$\delta \mathbf{x}_{Nav} = [\delta r_N, \delta r_E, \delta r_D, \delta v_N, \delta v_E, \delta v_D, \delta \varphi_H, \delta \varphi_P, \delta \varphi_R]^T \quad (2.54)$$

$$\delta \mathbf{x}_{INS} = [\nabla \mathbf{b}, \nabla \mathbf{f}, \epsilon \mathbf{b}, \epsilon \mathbf{f}] \quad (2.55)$$

$$\delta \mathbf{x}_{Grav} = [\delta g_N, \delta g_E, \delta g_D] \quad (2.56)$$

$\delta \mathbf{x}_{Nav}$, $\delta \mathbf{x}_{INS}$ ve $\delta \mathbf{x}_{Grav}$ sırasıyla navigasyon hata vektörü, AÖB sensör ölçüm hata vektörü ve gravite belirsizliği olduğunda. ∇ ivmeölçer hata vektörüdür ve ϵ cayro hata vektörüdür. $\nabla \mathbf{b}$ önyargı anlamına gelir ve $\nabla \mathbf{f}$ ölçek faktörü anlamına gelir.

Dinamik matris, aşağıda gösterildiği gibi elde edilir:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_r \\ \dot{x}_v \\ \dot{x}_\varphi \\ \dot{x}_{acc} \\ \dot{x}_{gyro} \\ \dot{x}_{grav} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{11} & I & 0 & 0 & 0 & 0 \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} & F_{24} & 0 & I \\ 0 & 0 & 0 & 0 & F_{35} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ I & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & F_{66} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ x_v \\ x_\varphi \\ x_{acc} \\ x_{gyro} \\ x_{grav} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_r \\ w_v \\ w_\varphi \\ w_{acc} \\ w_{gyro} \\ w_{grav} \end{bmatrix} \quad (2.57)$$

I ve 0 , sırasıyla üçüncü dereceden özdeşlik ve sıfır matrisleridir; x_r , x_v , x_φ , x_{acc} , x_{gyro} , x_{grav} konum, hız ve konum hata vektörü, ivmeölçer sapması ve ölçek faktörü, jiroskop sapması ve ölçek faktörü ve yerçekimi belirsizlik vektörüdür; w_r , w_v , w_φ , w_{acc} , x_{gyro} , w_{grav} hepsi sıfır ortalamalı Gauss beyaz gürültü vektörleridir. Dinamik matrisin (F) ayrıntılı bir ifadesi şu şekilde verilebilir:

$$F = \begin{bmatrix} 0 & F_{11} & -F_{11} \\ -F_{11} & 0 & F_{21} \\ F_{11} & -F_{11} & 0 \end{bmatrix} \quad (2.58)$$

ve

$$F_x^{11} = -\lambda \sin(\varphi) \quad (2.59)$$

$$F_y^{11} = \lambda \cos(\varphi) \quad (2.60)$$

$$F_z^{11} = -\dot{\varphi} \quad (2.61)$$

$$F_{21} = \text{diag} \left[-\frac{g}{R_e}, -\frac{g}{R_e}, \frac{2g}{R_e} \right] \quad (2.62)$$

$$F_{22} = \begin{bmatrix} 0 & F^{22} & -F^{22} \\ -F^{22} & 0 & F^{22} \\ F^{22} & -F^{22} & 0 \end{bmatrix} \quad (2.63)$$

ve

$$F_{22}^x = -(2w_{ie} + \lambda)\sin(\varphi) \quad (2.64)$$

$$F_{22}^y = (2w_{ie} + \lambda)\cos(\varphi) \quad (2.65)$$

$$F_{22}^z = -\varphi \quad (2.66)$$

$$F_{23} = R_b^n \begin{bmatrix} 0 & -f^b & f^b \\ -f^b & 0^z & -f^b \\ -f^b & f^b & 0^x \end{bmatrix} \quad (2.67)$$

$$F_{24} = \begin{bmatrix} R_b^n & R_b^n \\ I_b & I_b \\ [& [\end{bmatrix} \begin{bmatrix} f^b & 0 & 0 \\ 0 & f^b & 0 \\ 0 & 0 & f^b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.68)$$

$$F_{33} = \begin{bmatrix} 0 & F^{33} & -F^{33} \\ -F^{33} & 0 & F^{33} \\ F^{33} & -F^{33} & 0 \end{bmatrix} \quad (2.69)$$

ve

$$F_{33}^x = -(w_{ie} + \lambda)\sin(\varphi) \quad (2.70)$$

$$F_{33}^y = (w_{ie} + \lambda)\cos(\varphi) \quad (2.71)$$

$$F_{33}^z = -\dot{\varphi} \quad (2.72)$$

$$F_{35} = \begin{bmatrix} -R_b^n & -R_b^n \\ I_b & I_b \\ [& [\end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_x^b & 0 & 0 \\ 0 & w_y^b & 0 \\ 0 & 0 & w_z^b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.73)$$

$$F_{66} = \text{diag} [-r_x \quad -r_y \quad -r_z] \quad (2.74)$$

R_b^n , b-çerçevesinden n-çerçevesine yön kosinüs matrisini, φ ve λ sırasıyla enlem ve boylamı, g yerçekimi sabitini, f_x^b, f_y^b, f_z^b b-çerçevesinde ivmeölçer tarafından algılanan özgül kuvveti, w_x^b, w_y^b, w_z^b b-çerçevesindeki jiroskop tarafından algılanan

dönme hızıdır, r_x , r_y , r_z yerçekimi belirsizliği için Gauss-Markov sürecinin $1/(\text{korelasyon süresi})$ 'dir, w_{ie} dünya dönüş hızı vektörüdür. Hız ölçümü y_v şu şekilde verilir:

$$y_v = v + v_v \quad (2.75)$$

$$= \hat{v} + \delta v + v_v \quad (2.76)$$

Burada \hat{v} ANS tarafından tahmin edilen hızdır ve v_v , sıfır ortalama vektörlü bir Gauss rastgele değişkeni olarak modellenen ölçüm gürültüsüdür.

y_v mevcut olduğunda, hata durumu Kalman filtresine giriş ölçümü z_v şu şekilde verilir:

$$z_v = y_v - \hat{v} \quad (2.77)$$

$$= \delta v + v_v \quad (2.78)$$

$$= H\delta x + v_v \quad \text{ve} \quad H^{3 \times 24} = [H^{3 \times 3} \quad I^{3 \times 3} \quad O^{3 \times 18}] \quad (2.79)$$

2.8. ANS Hata Düzeltmesi

ANS sistemi için sürekli bir sistem denklemini şu şekilde oluşturulabilir:

$$\delta \dot{x}(t) = F(t)\delta x(t) + Gw(t) \quad (2.80)$$

F dinamik matristir. Sürekli zaman denklemini, gösterildiği gibi ayrık zaman biçimine dönüştürülebilir:

$$\delta x_{k+1} = \Phi_k \delta x_k + w_k \quad (2.81)$$

Burada Φ durum geçiş matrisidir. Aşağıdaki sayısal yaklaşım kullanılır [15]:

$$\Phi_k \approx I + F\Delta t \quad (2.82)$$

Her düzeltme adımından sonra, ANS çıkışını iyileştirmek için tahmini hata durumları δx , ANS mekanizasyon döngüsüne geri beslenecektir. Hız ve konumdaki hatalar şu şekilde telafi edilir:

$$\hat{v} = \hat{v} + \delta v \quad (2.83)$$

$$\hat{r} = \hat{r}^- + \delta r \quad (2.84)$$

Hata vektörü $\delta\phi = (\delta\phi_x, \delta\phi_y, \delta\phi_z)$ tarafından tanımlanan döndürme, küçük açılar yaklaşımına dayalı olarak eşdeğer döndürme matrisi formuna dönüştürülür.

$$\delta\Theta = \begin{pmatrix} 1 & \delta\phi_z & -\delta\phi_y \\ -\delta\phi_z & 1 & \delta\phi_x \\ \delta\phi_y & -\delta\phi_x & 1 \end{pmatrix} \quad (2.85)$$

Daha sonra düzeltilmiş yönelim iyileştirmesi şu şekilde sağlanır:

$$\hat{\mathcal{R}}_b = \delta\Theta \hat{\mathcal{R}}_b^- \quad (2.86)$$

3. MATERYAL ve YÖNTEM

Standart bir ANS'de, AÖB lineer ivmeleri ve açısal hızları ölçer, bunlar daha sonra navigasyon çerçevesine döndürülür ve zamanın bir fonksiyonu olarak durum güncellemeleri sağlamak için integral alınır.

Mikroelektromekanik sistemleri (MEMS) kullanan nispeten ucuz eylemsizlik sensörleri ile bu yaklaşım, sensör hataları ve gürültü hızla giderek daha düşük kalite tahminlerine yol açtığından, yalnızca kısa süreler için doğrudur.

Tek başına konum hesaplama için, konum hatası zamanla kübik olarak büyür [16] ve doğru ve uzun süreli atalet odometrisi için bir tür ek düzeltme gereklidir.

Eylemsiz sensör kaymasıyla mücadele etmek için benimsenen tekniklerden birisi (harici yardım veya mevcut haritalar gerektirmeyen), AÖB'yi bir insanın ayağına monte etmek ve sıfır hız güncellemelerine güvenmektir. Bu güncellemeler insanın ayağının yerde düz olduğu ve navigasyon çerçevesine göre sabit olduğu kısmı sırasında meydana gelen hız durumunun sahte ölçümleridir.

Genişletilmiş Kalman filtresi gibi bir Bayes filtresi aracılığıyla ANS'ye bu tür sahte ölçümleri dahil ederek, ayak sesleri arasındaki aralıklarla sınırlandırılır [17].

Sıfır hız algılamanın tipik yöntemi, ayağın sabit olduğu zamandaki noktayı/noktaları tahmin etmek için AÖB okumalarını kullanan bir olabilirlik oranı testidir (LRT). LRT tipik olarak iki koşulun buluşsal bir göstergesidir: (1) ölçülen AÖB lineer ivmesinin büyüklük olarak eşit ve yerel yerçekimi vektörüne zıt yönde olması ve (2) ölçülen açısal hız normunun sıfır olması.

Uygulamada, bu koşullar hiçbir zaman tam olarak yerine getirilmeyecektir; daha ziyade, bu deneysel yöntemler, eşik belirleme ihtiyacını ortadan kaldırmaya yardımcı olmaktadır.

Eşik parametresi, tipik olarak, minimum konum hatasına [16] yol açan değer seçilerek belirli bir veri kümesi için ayarlanır ve ardından gelecekteki deneyler sırasında sabitlenir. Bununla birlikte, sabit bir eşik yalnızca tek tip hareketler için uygundur ve

bu, doğası gereği "dinamik" olan hareketler sırasında dedektörün etkinliğini sınırlar. Dinamik hareketler, ayak zeminle temas ettiğinde çeşitli hızlanma ve açısal hız profilleri ile sonuçlanır.

Sıfır hız algılama deneysel yöntemleri bu miktarlara dayandığından, dinamik hareketler boyunca güvenilir bir şekilde çalışması için tek bir sabit eşik dedektörünü ayarlamak zorlaşır. Çok düşük bir eşik, ayak aslında sabitken tespitlerin rapor edilememesine yol açarken, çok yüksek bir eşik, ayak hareket ederken sıfır hız olaylarının yanlış raporlarına yol açar. Her iki durum da geri dönüşü olmayan hata birikimine neden olur [18].

Sabit eşikli sıfır hız dedektörlerini geliştirmek için literatürdeki çeşitli yöntemler, kullanıcının hareketine uyum sağlayan değişken bir eşik belirlemeye çalışmıştır. Örneğin, bir Bayes algılama modeli varsayılarak, eşik sıfır hız hipotezinden önce zamana göre değişen bir faktöre ve kaçırılan algılamalar için zamanla değişen bir kayıp olarak hesaba katılabilir [19]. Alternatif olarak, eşik yürüyüş frekansının [20], tahmini lineer hızın [21], [22] veya tahmini açısal hızın [23] bir fonksiyonu olarak açıkça modellenabilir.

Bununla birlikte, her tür hareket için uygun bir eşik uygulayan manuel bir model geliştirmek zor olmaya devam etmektedir. Çalışmada, ham atalet verileri ile kullanıcının hareket tipi veya AÖB'nin hız durumu gibi gizli değişkenler arasındaki ilişkiyi öğrenen veriye dayalı modeller kullanarak bunu düzeltmeye çalışılmaktadır.

Çalışmada, ham atalet verileri ile kullanıcının hareket tipi veya AÖB'nin hız durumu gibi gizli değişkenler arasındaki ilişkiyi öğrenen veriye dayalı modeller kullanılarak bunu düzeltmeye çalışılmaktadır. Çalışmadaki yaklaşıma uygun olarak, sıfır hız eşiğini uyarlamalı olarak güncellemek için veriye dayalı hareket sınıflandırması kullanılmıştır. Öğrenmeyi kullanma motivasyonu, atalet verilerini işlemek için öğrenmeye dayalı yöntemleri başarıyla uygulayan diğer çalışmalardan kaynaklanmaktadır.

Doğru şekilde çalışan sıfır hız dedektörleri oluşturmak için benimsenen yaklaşım, birçok alanda kullanılan öğrenilmiş sınıflandırıcıları kullanarak, eşik belirleme ihtiyacını ortadan kaldırır.

Sıfır hız tespiti için sınıflandırma tabanlı bir yöntem sunulmaktadır ve denetimli öğrenmeyi kolaylaştıran her biri için eğitim sınıfları oluşturmanın basit yolları açıklanmaktadır.

AÖB durağan olduğunda doğrudan sınıflandırmak için tekrarlayan bir sinir ağını eğiterek tamamen öğrenmeye dayalı bir strateji benimsenmektedir. Bir dizi eylemsizlik verisi verildiğinde, uygulamamız AÖB'nin hız durumunun ikili bir tahminini verir (yani, AÖB'nin sabit mi yoksa hareketli mi olduğu).

3.1. Sıfır Hız Destekli ANS

Sistem, kullanıcının hareketini atalet verilerinden tahmin etmek için bir hata durumu (genişletilmiş) Kalman filtresi (EKF) kullanır. “k” adımıdaki filtre durumu için, AÖB'nin konumu(p_k), hız(v_k) ve oryantasyonun(q_k)'dan oluşur, tümü sabit bir yerel navigasyon çerçevesine göre ifade edilir,

$$x_k = \begin{bmatrix} p_k^T & v_k^T & q_k^T \end{bmatrix}^T \quad (3.1)$$

Nominal durum, ayrık zamanlı doğrusal olmayan bir hareket modeli [26] kullanılarak ileriye doğru yayılır,

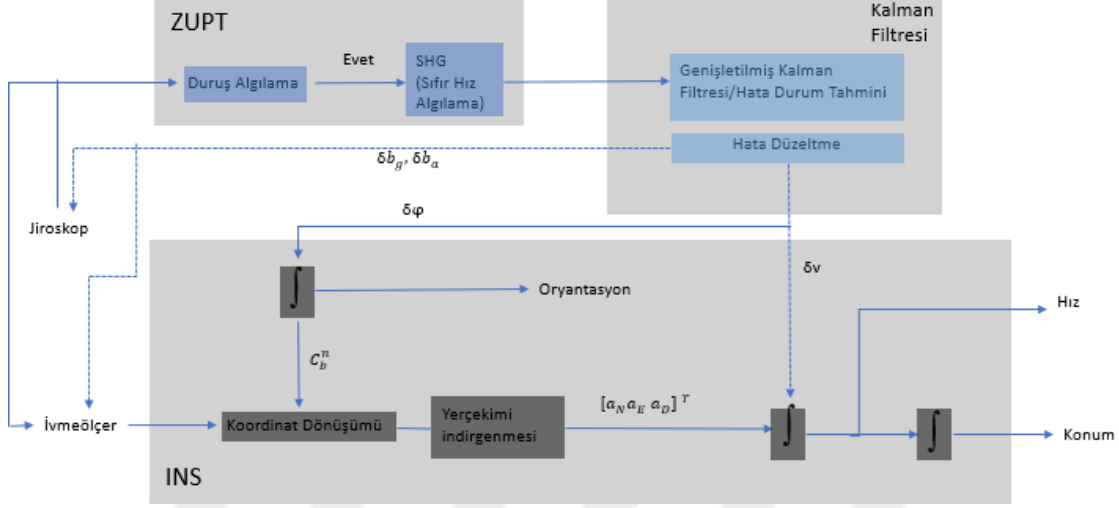
$$x_k = \begin{bmatrix} p_k \\ v_k \\ q_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{k-1} + v_{k-1} \Delta t \\ v_{k-1} + (R(q_{k-1})a_k + g) \Delta t \\ \Omega(w_k \Delta t) q_{k-1} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

burada q_{k-1} , Δt aralığı boyunca artan AÖB dönüşü ile w_k açısal hızının entegre edilmesiyle güncellenir. Hız, v_{k-1} , navigasyon çerçevesinde ivme vektörünü ifade ettikten ve yerçekiminden kaynaklanan katkıyı kaldırdıktan sonra, a_k ile güncellenir. Son olarak, p_{k-1} konumu, entegre hız terimi ile güncellenir. Birinci dereceden Euler entegrasyon yönteminin uygulandığını, ancak diğer yüksek dereceli entegrasyon şemalarının da kullanılabileceğini unutmamak gerekir.

Bu model ivmeölçer veya jiroskop önyargılarını içermez (sıfır hız tespiti yoluyla gözlemlenebilseler de), çünkü [18]'te tartışıldığı gibi, sıfır hız varsayımından kaynaklanan yanlışlıklar baskın hata kaynağıdır. Nominal duruma paralel olarak, sistemdeki gürültü ve bozulmaları izlemek için hata durumu zaman içinde ileriye doğru yayılır.

Sıfır hız olayı tespit edildiğinde, hız hatasının bir tahminini üretmek için mevcut hız durumu sıfır ile karşılaştırılır.

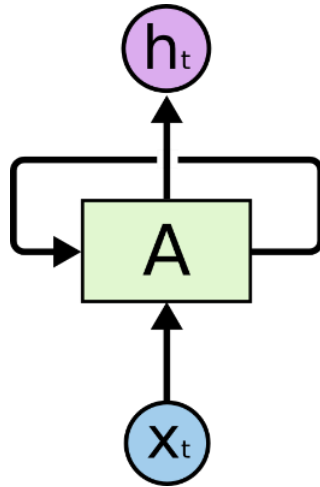
Sıfır hızlı sözde ölçümün ek Gauss gürültüsü tarafından bozulduğu olağan varsayımı yapılır ve standart EKF düzeltme adımı uygulanır. EKF'ye kapsamlı bakmak ve sıfır hız destekli eylemsiz navigasyona uygulanmaları için [17], [27]'e bakılabilir.



Şekil 3.1. Standart bir ANS çözümünde SHG ve Kalman Filtresi kullanımı

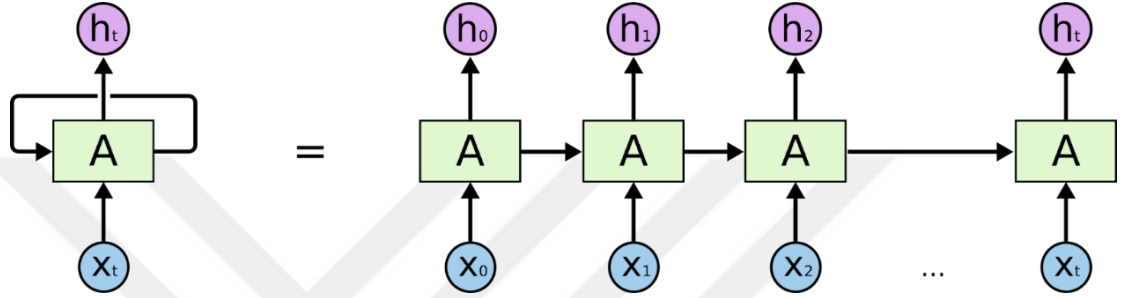
3.2. Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN)

İnsanlar yazmaya veya okumaya başlarken sürekli sıfırdan başlamazlar. Önceden elde edilen bu yetiler bizde kalıcıdır ve sonrasında bunları kullanmak istediğimizde, tekrar öğrenmeye ihtiyaç duymadan kullanılabilir, yani sıfırdan başlanmaz. Fakat geleneksel sinir ağları bunu yapamaz. Örneğin, bir filmde sonraki olayları tahmin etmek için önceki olaylar hakkındaki mantığı nasıl kullanabileceği belirsizdir. Tekrarlayan sinir ağları bu sorunu giderir. Bilginin kalıcı olmasını sağlamak için döngüleri olan ağlardır.



Şekil 3.2. Tekrarlayan Sinir Ağlarının döngüleri vardır. [31]

Yukarıdaki şemada, bir sinir ağı parçası olan A , bazı x_t girdilerine bakar ve bir h_t değeri üretir. Bu döngü, bilgilerin ağın bir adımından diğerine geçmesine izin verir. Bu tarzdaki döngüler, tekrarlayan sinir ağlarının bir anlamda gizemli görünmesini sağlar. Ancak biraz daha düşünülürse bunların normal bir sinir ağından çok da farklı olmadığı ortaya çıkmaktadır. Tekrarlayan bir sinir ağı, aynı ağın birden çok kopyası olarak düşünülebilir ve her biri bir sonrakine bir mesaj iletir. Döngü açılırsa ne olduğunu daha rahat biçimde anlaşılabilir:



Şekil 3.3. Kontrolsüz tekrarlayan bir sinir ağı. [31]

Bu zincir benzeri durum, tekrarlayan sinir ağlarının diziler ve listelerle yakından ilişkili olduğunu ortaya koymaktadır. Bunlar, bu tür veriler için kullanılacak sinir ağının doğal mimarisidir. Son birkaç yılda, RNN'leri çeşitli sorunlara uygulama konusunda inanılmaz bir başarı elde edildi: konuşma tanıma, dil modelleme, çeviri, resim yazısı gibi...

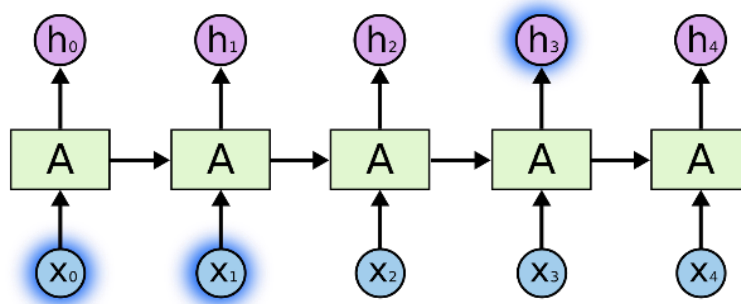
Bu başarılar için esas olan, birçok görev için standart versiyondan çok daha iyi çalışan çok özel bir tür tekrarlayan sinir ağı olan "LSTM'lerin" kullanılmasıdır. Tekrarlayan sinir ağlarına dayanan hemen hemen tüm başarılı sonuçlar onlarla birlikte kullanıldığında elde edilir.

3.2.1. Long-Term Bağımlılık Sorunu

LSTM'lerin dikkat çeken özelliklerinden birisi, önceki video karelerini kullanmak gibi önceki bilgileri mevcut göreve bağlayabilecekleri fikri, mevcut karenin anlaşılmasını kolaylaştırabilir. Bazen, mevcut görevi gerçekleştirmek için yalnızca son bilgilere bakmak gerekir.

Örneğin, bir sonraki kelimeyi önceki kelimelere dayalı olarak tahmin etmeye çalışan bir dil modeli düşünülebilir. "Güneş gökyüzünde"deki son kelime tahmin etmeye çalışılırsa, daha fazla bağlama ihtiyaç yoktur çünkü bir sonraki kelimenin gökyüzü

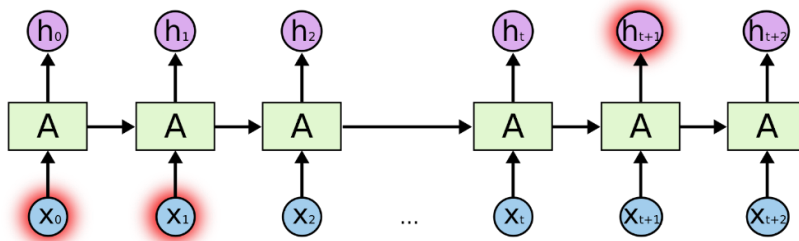
olacağı oldukça açıktır. İlgili bilgi ile ihtiyaç duyulan yer arasındaki boşluğun küçük olduğu bu gibi durumlarda, LSTM'ler geçmiş bilgileri kullanmayı öğrenebilirler.



Şekil 3.4. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

Ancak daha fazla bağlama ihtiyacı duyulan durumlar da var. “Fransa’da büyüdüm... Akıcı Fransızca konuşuyorum” metnindeki son sözü tahmin etmeye çalışılırsa, son bilgiler, bir sonraki kelimenin muhtemelen bir dilin adı olduğunu gösteriyor, ancak hangi dili daraltmak istenirse, Fransa’nın bağlamına daha gerilerden ihtiyaç vardır.

İlgili bilgi ile ihtiyaç duyulan nokta arasındaki boşluğun çok büyük olması tamamen mümkündür. Ne yazık ki, bu boşluk büyüdükçe, RNN’ler bilgiyi bağlamayı öğrenemez hale gelir.



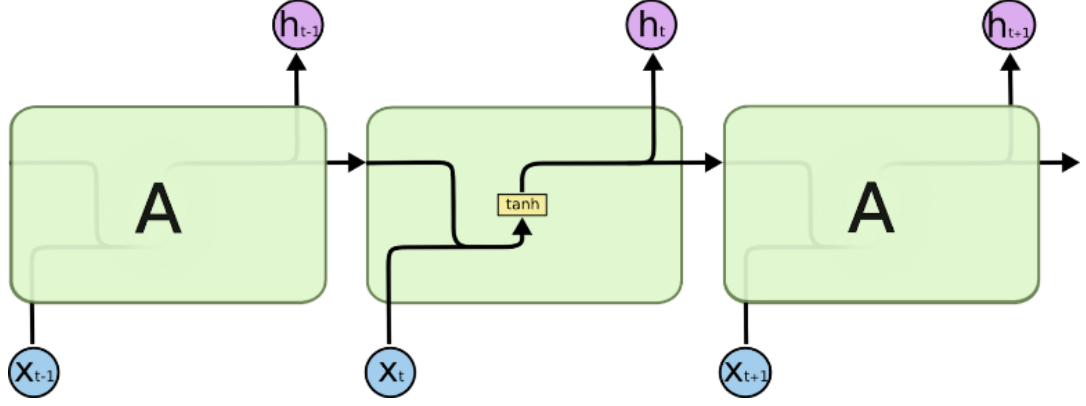
Şekil 3.5. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

3.2.2. LSTM Ağları

Uzun Kısa Süreli Bellek ağları – genellikle “LSTM” olarak adlandırılır – uzun süreli bağımlılıkları öğrenebilen özel bir RNN türüdür. Hochreiter & Schmidhuber (1997) tarafından tanıtıldılar ve sonraki çalışmalarda birçok kişi tarafından rafine edildi ve popüler hale getirildiler. Çok çeşitli problemler için iyi sonuçlar alınmaktadır ve günümüzde gittikçe daha yaygın olarak kullanılmaktadır.

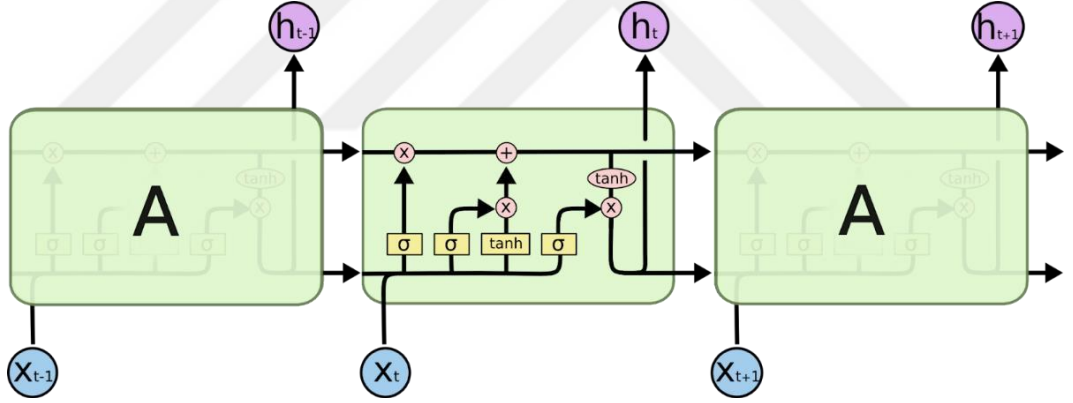
LSTM’ler, uzun vadeli bağımlılık sorununu önlemek için tasarlanmışlardır. Bilgileri uzun süre hatırlarlar ve bu durum öğrenmekte zorlandıkları bir şey değildir. Tüm

tekrarlayan sinir ağıları, sinir ağı modüllerinin zincir şeklinde birbirine bağlanması ile oluşturulur. Standart RNN'lerde, bu yinelenen modül, tek bir tanh katmanı gibi bir yapıya sahiptir.



Şekil 3.6. Standart bir RNN'deki her modül, tek bir katman içerir. [31]

LSTM'ler de bu zincir benzeri yapıya sahiptir, ancak yinelenen modül farklı bir yapıya sahiptir. Tek bir sinir ağı katmanına sahip olmak yerine, birbirileri ile etkileşime giren dört tane sinir ağı katmanını vardır.

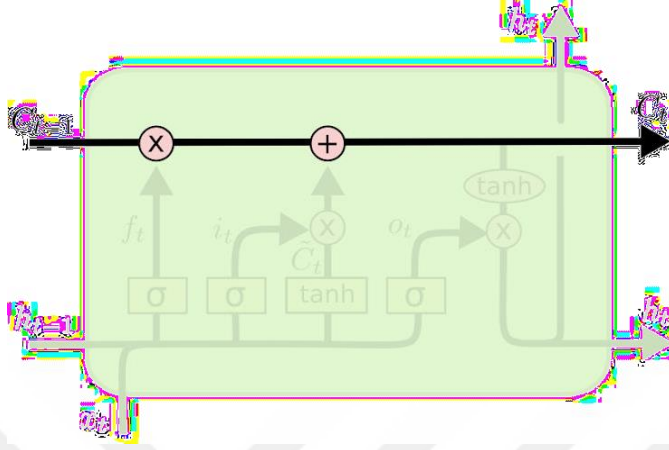


Şekil 3.7. LSTM'lerde her modül, dört tane sinir ağı katmanını içerir. [31]

Yukarıdaki şemada, her satır, bir düğümün çıktısından diğerlerinin girdilerine kadar bütün bir vektörü taşır. Pembe daireler, vektör toplama gibi noktasal işlemleri temsil ederken, sarı kutular sinir ağı katmanlarını öğreniyor. Birleşen satırlar birleştirmeyi belirtirken, satır çatallaması içeriğinin kopyalandığını ve kopyaların farklı konumlara gittiğini gösterir.

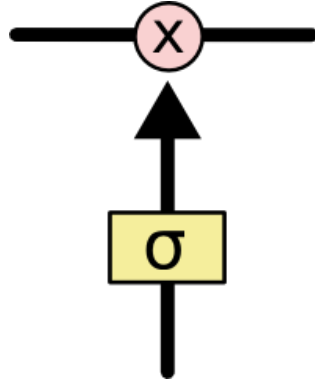
3.2.2.1. LSTM'lerin Amacı

LSTM'lerin anahtarı hücre durumudur, diyagramın üstünden geçen yatay çizgidir. Hücre durumu bir tür taşıma bandı gibidir. Sadece bazı küçük doğrusal etkileşimlerle, tüm zincir boyunca dosdoğru çalışır. Bilginin değişmeden akması çok kolaydır.



Şekil 3.8. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

LSTM, kapılar adı verilen yapılar tarafından dikkatlice düzenlenen hücre durumuna bilgi ekleme veya çıkarma yeteneğine sahiptir. Kapılar, isteğe bağlı olarak bilginin geçmesine izin vermenin bir yoludur. Sigmoid sinir ağı katmanından ve noktasal çarpma işleminden oluşurlar.



Şekil 3.9. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

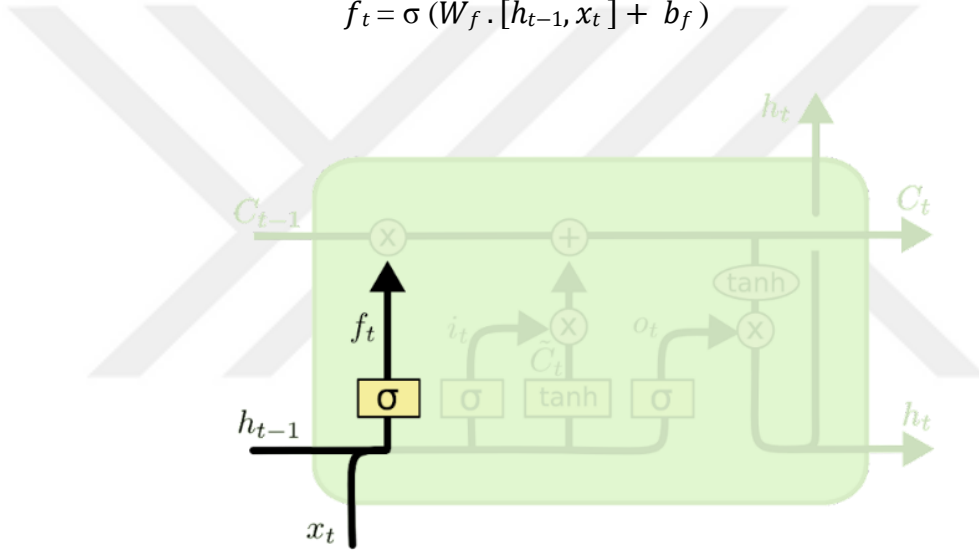
Sigmoid katman, her bir bileşenin ne kadarının geçmesine izin verilmesi gerektiğini açıklayan, sıfır ile bir arasındaki sayıların çıktısını verir. Sıfır değeri "hiçbir şeyin geçmesine izin verme" anlamına gelirken bir değeri "her şeyin geçmesine izin ver" anlamına gelir. Bir LSTM, hücre durumunu korumak ve kontrol etmek için bu kapılardan üçüne sahiptir.

3.2.2.2. Adım Adım LSTM İncelemesi

LSTM'mizdeki ilk adım, hücre durumundan hangi bilgileri atacağımıza karar vermektir. Bu karar, “geçit katmanını unut” olarak adlandırılan sigmoid katman tarafından verilir. h_{t-1} ve x_t 'ye bakar ve C_{t-1} hücre durumundaki her sayı için 0 ile 1 arasında bir sayı verir. 1, “bunu tamamen sakla”yı temsil ederken, 0, “bundan tamamen kurtul”u temsil eder.

Önceki tüm kelimelere dayanarak bir sonraki kelimeyi tahmin etmeye çalışan bir dil modeli örneğine geri dönülürse, böyle bir problemde hücre durumu, mevcut öznenin durumunu içerebilir, böylece doğru zamirler kullanılabilir. Yeni bir konu görüldüğünde eski konunun durumu unutmak istenir.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3.3)$$



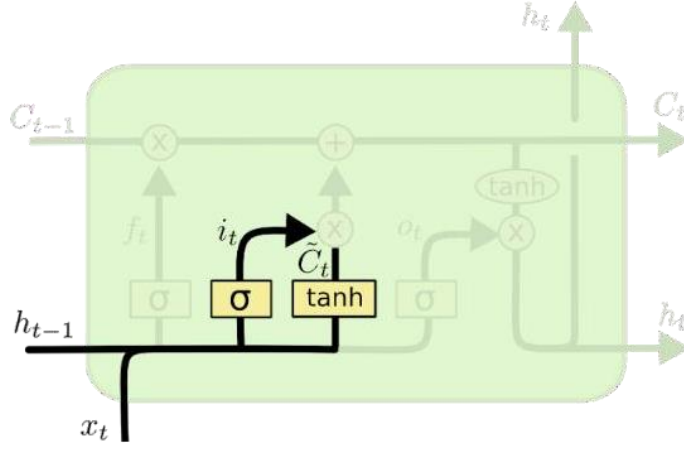
Şekil 3.10. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

Bir sonraki adım, hücre durumunda hangi yeni bilgileri depolanacağına karar vermektir. Bunun iki kısmı var. İlk olarak, "giriş kapısı katmanı" adı verilen bir sigmoid katman, hangi değerlerin güncelleneceğine karar verir.

Daha sonra, bir tanh katmanı, duruma eklenebilecek yeni aday değerlerin bir vektörü olan \tilde{C}_t 'yi yaratır. Bir sonraki adımda, durum için bir güncelleme oluşturmak için bu ikisini birleştirmek gerekir. Dil modeli örneğinde, unutulmuş eskisini değiştirmek için yeni konunun durumunu hücre durumuna eklemek gerekirdi.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3.4)$$

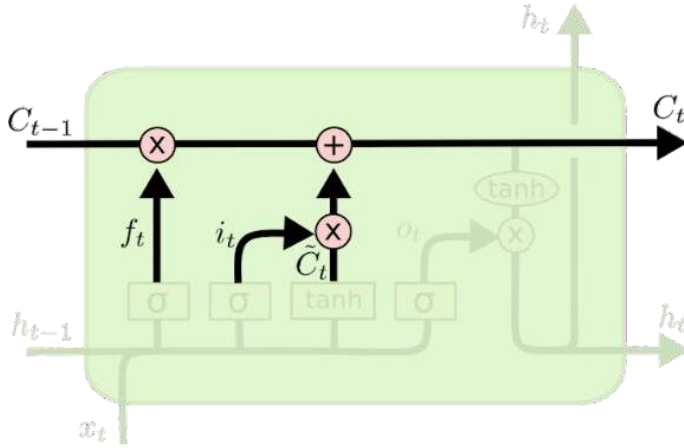
$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (3.5)$$



Şekil 3.11. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

Eski hücre durumu (C_{t-1}), yeni hücre durumuna (C_t) güncellenir. Daha önce unutmaya karar verilen şeyleri unutarak eski durumu f_t ile çarpılmaktadır. Sonra $i_t * \tilde{C}_t$ eklenir. Bu, her bir durum değerini güncellemeye ne kadar karar verildiğine göre ölçeklenen yeni aday değerlerdir. Dil modeli söz konusu olduğunda, önceki adımlarda kararlaştırıldığı gibi, eski öznenin durumu hakkındaki bilgileri gerçekten bırakılan ve yeni bilgilerin eklendiği yer burasıdır.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (3.6)$$



Şekil 3.12. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

Son olarak, ne çıktı alınacağına karar vermek gerekiyor. Bu çıktı, hücre durumuna dayalı olacaktır, ancak filtrelenmiş bir versiyon olacaktır. İlk olarak, hücre durumunun hangi bölümlerinin çıktısını alınacağına karar veren bir sigmoid katman çalıştırılır. Daha sonra, hücre durumunu tanh'a koyulur (değerleri -1 ile 1 arasında olacak şekilde

itmek için) ve o sigmoid geçidinin çıktısı ile çarpılır, böylece sadece karar verilen kısımlar çıkartılır.

Dil modeli örneğinde, bir özne gördüğü için, bir sonraki adımın bu olması durumunda, bir fiille ilgili bilgi çıktısı almak isteyebilir. Örneğin, öznenin tekil mi yoksa çoğul mu olduğunun çıktısını verebilir, böylece bir sonraki adım buysa, bir fiilin hangi biçime dönüştürülmesi gerektiği bilinir.

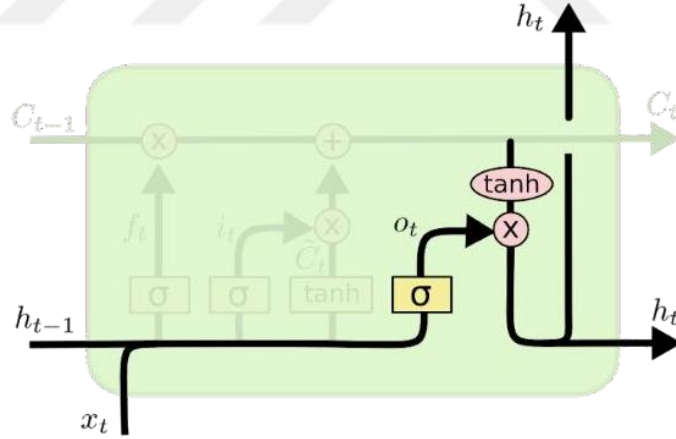
3.2.2.3. Uzun Kısa Süreli Belleğin Değişkenleri

Tüm LSTM'ler yukarıda yer alan bölümlerdeki gibi çalışmaz. Aslında, LSTM'leri içeren hemen hemen her durum biraz farklı bir sürüm kullanmaktadır.

Gers & Schmidhuber (2000) tarafından tanıtılan popüler bir LSTM varyantı, "gözetleme deliği bağlantıları" eklemektir. Bu, geçit katmanlarının hücre durumuna bakmasına izin verildiği anlamına gelir.

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3.7)$$

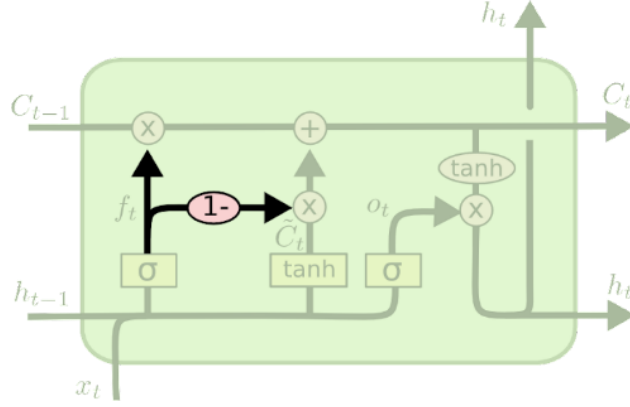
$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (3.8)$$



Şekil 3.13. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

Yukarıdaki diyagram tüm kapılara gözetleme delikleri ekler, ancak birçok araştırma bazı gözetleme delikleri verir, diğerlerini vermez. Başka bir varyasyon, birleştirilmiş unut ve giriş kapılarını kullanmaktır. Neleri unutulacağına ve nelere yeni bilgiler ekleneceğine ayrı ayrı karar vermek yerine, bu kararlar birlikte alınır. Sadece yerine bir şey gireceği unutulur. Duruma yalnızca daha eski bir şeyi unutulduğunda yeni değerler girilir.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + (1-f_t) * \tilde{C}_t \quad (3.9)$$



Şekil 3.14. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

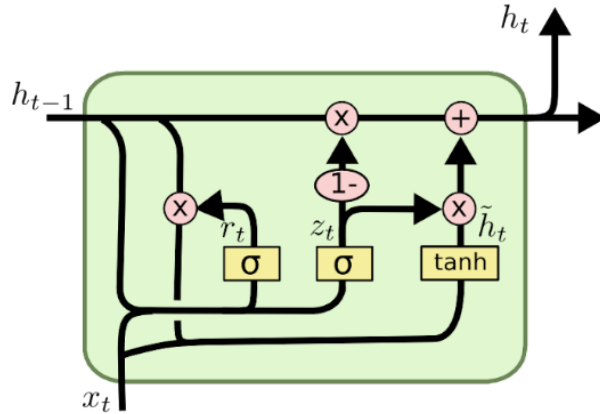
Unut ve giriş kapılarını tek bir "güncelleme kapısında" birleştirir. Ayrıca hücre durumunu ve gizli durumu birleştirir ve başka değişiklikler yapar. Ortaya çıkan model, standart LSTM modellerinden daha basittir ve giderek daha popüler hale gelmektedir.

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (3.10)$$

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (3.11)$$

$$\hat{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t]) \quad (3.12)$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \hat{h}_t \quad (3.13)$$



Şekil 3.15. LSTM (Long-Short Term Memory)'nin incelenmesi [31]

Bunlar, en dikkate değer LSTM varyantlarından sadece birkaçıdır. Yao ve ark.'nın Derinlik Kapılı RNN'leri gibi daha birçokları var. (2015). Ayrıca, Koutnik ve diğerlerinin Clockwork RNN'leri gibi, uzun vadeli bağımlılıkların üstesinden gelmek

için tamamen farklı bir yaklaşım var. (2014). Jozefowicz, et al. (2015), on binden fazla RNN mimarisini test ederek, belirli görevlerde LSTM'lerden daha iyi çalışanlarını bulmuşlardır.

3.2.2.3. LSTM Tabanlı Sıfır Hız Sınıflandırması

Sıfır hız algılamaya yönelik öğrenmeye dayalı yaklaşım, sıfır hız detektörünü tamamen tekrarlayan bir sinir ağı (RNN) ile değiştirerek çoğu modelleme varsayımını (örneğin, farklı hareket sınıflarının varsayımı) ortadan kaldırır.

Sıfır hız etiketleriyle atalet ölçümleri içeren bir veri kümesinden sıfır hız tespiti için ikili bir sınıflandırıcıyı eğitmek için denetimli bir öğrenme yaklaşımı kullanılır. Atalet ölçümleri sıralı ve düşük boyutludur (zaman adımı başına altı değer), bu da onları RNN dizi öğrenimi için çok uygun hale getirir.

Kısa bir veri dizisini kullanan klasik sıfır hız algılama yöntemlerinin aksine, bir RNN, bellek durumunu uzun giriş dizileri arasında yayabilir. Bu nedenle ağ, sınıflandırma sırasında zamansal bağlamdan faydalanabilir ve insan yürüyüşünün periyodik doğasından yararlanabilir.

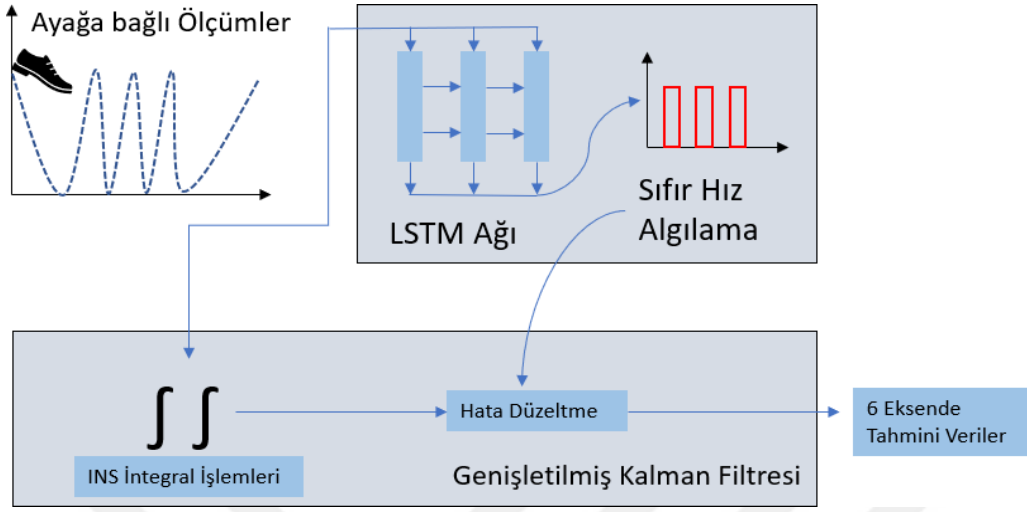
Uygulanan yaklaşım, sıralı veri işleme için popüler bir seçim olan uzun kısa süreli bellek (LSTM) ağı adı verilen bir tür RNN kullanır; bir LSTM ağı, kaybolan veya patlayan gradyanlara (birçok RNN modelinde bilinen bir sorun) karşı dirençliyen gradyan bilgisini verimli bir şekilde geri yayabilmektedir. Her eylemsiz veri kümesi için ikili sıfır hız etiketleri (hareket edene karşı durağan) oluşturulur ve etiketleri sıfır hız sınıflandırıcısının denetimli eğitimi için kullanılır.

Mevcut çalışma, basınç algılama [29] veya manuel açıklama [30] yoluyla veri kümesi etiketlemesi gerçekleştirirken, bir hareket tipinin kısa bir hareket dizisinde konum hatasını en aza indirmek için optimize edilmiş mevcut klasik dedektörlerin çıktısından yararlanır.

Bu sıfır hız etiketleme tekniği, iki koşulun karşılanması durumunda mevcut el yapımı sıfır hız detektörlerinin optimal çıktılar üretebileceği varsayımına dayanmaktadır: kullanıcının hareketi sabit bir tip ve yoğunluktadır, ve sıfır hız eşiği mevcut hareket için optimize edilmiştir.

Sınıflandırma için Bölüm 3.1'de bahsedilen sıfır hız detektörünü kullanılır; her hareket denemesi için, dedektöre özgü optimum değeri belirlemek için her dedektörün eşiği

değiştirilir. Bir deneme boyunca en düşük konum hatasını üreten dedektörün çıktısı, deneme için yaklaşık sıfır hızlı zemin gerçeği olarak kullanılır.



Şekil 3.16. RNN kullanılarak üretilen hatalar en aza indirilmeye çalışılır.

4. DENEY

Bu bölümde, önerilen sıfır hız algılama için veri toplama ve eğitim prosedürlerini açıklanmaktadır. Eğitim verileri bir AÖB tarafından toplandı ve önerilen yöntemler iki veri seti kullanılarak değerlendirilmiştir: yürüme hareketlerinden oluşan bir veri seti ve bir merdiven çıkma veri seti.

4.1. Veri Kümesi Toplama

Veri seti 50 hareket denemesinden oluşur. Tüm denemeler, sağ ayaklarının üstüne ayakkabı bağcıkları ile sabitlenmiş bir AÖB takılmış tek bir kişi tarafından yapılmıştır. İlk veri toplama için 200 Hz'de çalışan bir MTI-30-2A8G4-DK AÖB kullanılmıştır. Hareket denemeleri temel olarak çeşitli yürüme rotalarından oluşur, ancak aynı zamanda birkaç farklı merdiven çıkma içerir. RNN sıfır hız sınıflandırıcısını eğitmek için Bölüm 3.2.2.3'de açıklanan prosedürü kullanarak üretilen ikili sıfır hız sınıflandırmaları gerekmektedir. Özetle, yere göre konum hatasını en aza indirerek en iyi performans gösteren veri grubundan sıfır hız çıktısı seçilmiştir.



Şekil 4.1. MTI-30-2A8G4-DK AÖB

4.2. RNN Eğitimi

Bir RNN hücresi, mevcut $x^{(t)}$ girdisini ağırlıklı gizli durumu $h^{(t-1)}$ ile birleştiren temel tekrarlayan hücre üzerine kurulur:

$$h^{(t)} = \phi(W^{hx}x^{(t)} + W^{hh}h^{(t-1)}) \quad (4.1)$$

$h^{(t)}$ çıkışı, önceki durum ile $\tanh(\cdot)$ gibi bir aktivasyon fonksiyonundan, $\phi(\cdot)$ geçen mevcut girdinin doğrusal bir birleşimidir. W^{hx} ve W^{hh} matrisleri, eğitim sırasında güncellenen ağırlıkları içerir. Bu duruma ($h^{(t)}$) ek olarak, RNN'ler bir dahili durum ($s^{(t)}$) yayar. Her zaman adımında, $s^{(t)}$ güncellemeleri iki kapı yapısı tarafından yönetilir: giriş kapısı $i^{(t)}$ ve unutmama kapısı $f^{(t)}$ 'dır. Giriş kapısı, $g^{(t)}$ giriş düğümünün hangi elemanlarının duruma ekleneceğini kontrol ederken, unutmama kapısı artık ihtiyaç duyulmayan durum elemanlarını kaldırır. $h^{(t)}$ 'ye geçirilecek $s^{(t)}$ elemanlarını seçmek için üçüncü bir $o^{(t)}$ kapısı kullanılır,

$$g^{(t)} = \phi(W^{gx}x^{(t)} + W^{gh}h^{(t-1)} + b_g), \quad (4.2)$$

$$i^{(t)} = \sigma(W^{ix}x^{(t)} + W^{ih}h^{(t-1)} + b_i), \quad (4.3)$$

$$f^{(t)} = \sigma(W^{fx}x^{(t)} + W^{fh}h^{(t-1)} + b_f), \quad (4.4)$$

$$o^{(t)} = \sigma(W^{ox}x^{(t)} + W^{oh}h^{(t-1)} + b_o), \quad (4.5)$$

$$s^{(t)} = g^{(t)} \odot i^{(t)} + s^{(t-1)} \odot f^{(t)}, \quad (4.6)$$

$$h^{(t)} = \phi(s^{(t)} \odot o^{(t)}), \quad (4.7)$$

$\sigma(\cdot)$ sigmoid fonksiyondur ve eleman bazında çarpmayı temsil eder. Sekiz adet ağırlık parametresi (W_{jk}) vardır, burada $j \in \{g, i, f, o\}$ ve $k \in \{x, h\}$, b_g, b_i, b_f, b_o eğitilebilir ağırlık parametreleridir. RNN'ler, kaybolan gradyan sorununa karşı dayanıklılıklarından dolayı popüler bir seçim haline gelmiştir, çünkü $s^{(t)}$, zamansal olarak birbirinden uzak olan zaman adımları arasında doğrudan bir bağlantı sağlar. Böylece, gradyanlar uzun diziler boyunca zaman içinde geri yayılabilir ve ağırlıklı uzun menzilli bağımlılıkları öğrenmesini sağlar. Belirlenen sıfır hız detektörü, katman başına 80 birim içeren 6 katmanlı bir RNN'den oluşmaktadır. RNN'den sonra ağırlıklı çıkışını 2D'ye indiren tek bir tam bağlı katman eklenir.

Bir softmax fonksiyonu, ayrı çıkışların dedektörünün AÖB'nin hareket halinde veya sabit olduğuna ilişkin karşılık gelen çıkışların toplamını 1'e sınırlamak için kullanılır. Çıktı, yalnızca kararlılık 0,85'in üzerinde olduğunda AÖB'nin durağan olduğunu varsayacak şekilde filtrelenmektedir. (yanlış pozitif algılamaların neden olduğu hatayı en aza indirmek için deneysel olarak belirlenir). Bölüm 4.1'de açıklanan veri seti, sırasıyla 41 ve 9 hareket denemesinden oluşan bir eğitim seti ve bir test seti olarak ayrılmıştır. RNN giriş dizileri, ham, altı kanallı atalet verilerinden oluşmuştur. Her hareket denemesinden, her biri ardışık 100 AÖB zaman adımından (veya 200 Hz'de 0,5 saniyelik atalet verisinden) oluşan 7.000 küme çıkarıldı ve bu, toplamda N= 420.000 ayrı numunelik bir veri kümesi boyutuyla sonuçlanmıştır.

Her eğitim örneği $x_i \in \mathbb{R}^{100 \times 6}$, son zaman adımında orta durum etiketine karşılık gelen tek bir $y_i \in \{0,1\}$ etiketine sahiptir. Her eğitim örneği için, daha hızlı veya daha yavaş hareketi simüle etmek için rastgele bir döndürme (R) (örnekteki tüm veri noktaları için α ve ω 'ye uygulanır), rastgele bir ölçeklendirme faktörü, $s \in [0.90, 1.10]$ uygulanmış, ve her kanala sıfır ortalamalı Gauss gürültüsü ($\sigma = 0.075$) eklenmiştir. Model, Standart bir çapraz entropi fonksiyonu ile “Adam” optimizier kullanılarak 300 veri için eğitilmiştir.

$$\zeta = -\frac{1}{N} \sum_i y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i) \quad (4.8)$$

Model PyTorch üzerinde uygulanmıştır. Eğitim ve test setlerinde sırasıyla %95-90.0 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

4.3. Yürüyüş Deneyleri

Kırıkkale Üniversitesi Hacılar Hüseyin Aytemiz Meslek Yüksekokulu spor sahasında bir dizi hareket denemesi yaparak, önerilen algoritma farklı rotalar üzerinde değerlendirilmiştir. Bu deneyler için 200 Hz'de çalışan bir MTI-30-2A8G4-DK AÖB kullanılmıştır. Her yürüyüş denemesi için RMSE (Ortalama Karekök Sapması) rapor edilmiştir. İki farklı deneme türü gerçekleştirilmiştir: başlangıç noktasından aynı konuma tekrar dönecek şekilde karesel ve dairesel rota üzerinde farklı zamanlarda testler yapılmıştır.

10x10 boyutlarındaki karesel alanlarda farklı zamanlarda üçer tur atılarak yapılan testler sonucunda elde grafikler şekil 4.2, 4.3 ve 4.4'de gösterilmektedir. Yer

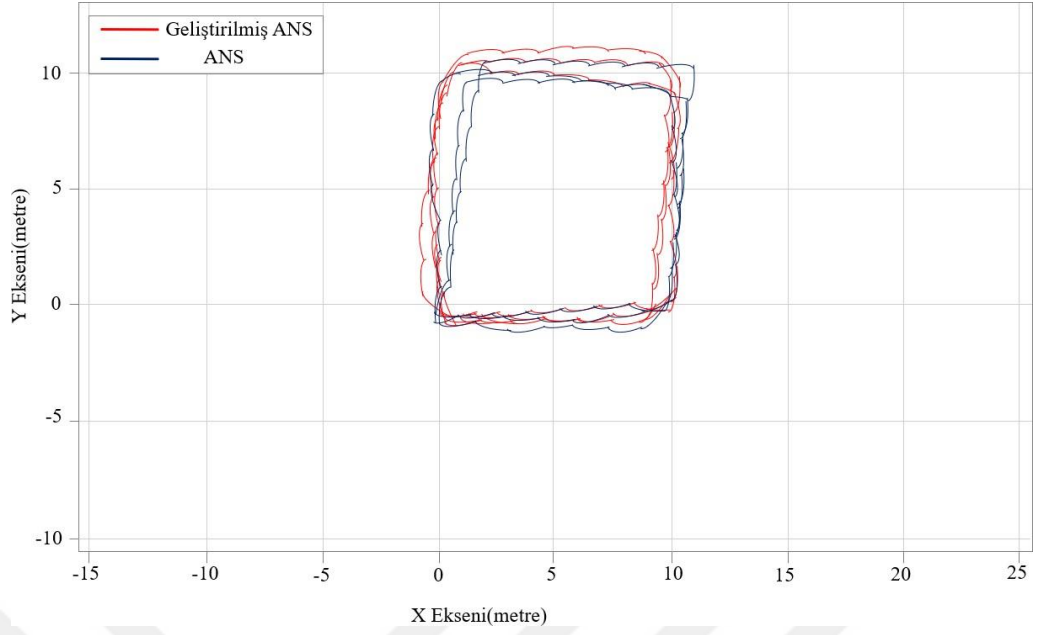
konumunu doğrulamak için Google Earth üzerinde rotalar çizilerek şekil 4.5’de gösterilmiştir. Buna göre şekil 4.2, 4.3 ve 4.4’de görüldüğü üzere RNN kullanılarak geliştirilen çözümün standart ANS çözümünden daha doğru bir şekilde konum doğruluğu gözlenmektedir.

5 metre yarıçaplı dairesel alanlarda farklı zamanlarda üçer tur atılarak yapılan testler sonucunda elde grafikler şekil 4.6, 4.7 ve 4.8’de gösterilmektedir. Yer konumunu doğrulamak için Google Earth üzerinde rotalar çizilerek şekil 4.9’de gösterilmiştir. Şekil 4.6, 4.7 ve 4.8’de görüldüğü gibi RNN kullanılarak geliştirilen çözüm, dairesel bir rota üzerinde standart ANS çözümünden daha az hata üreterek konum doğruluğu sağlandığı gözlenmektedir.

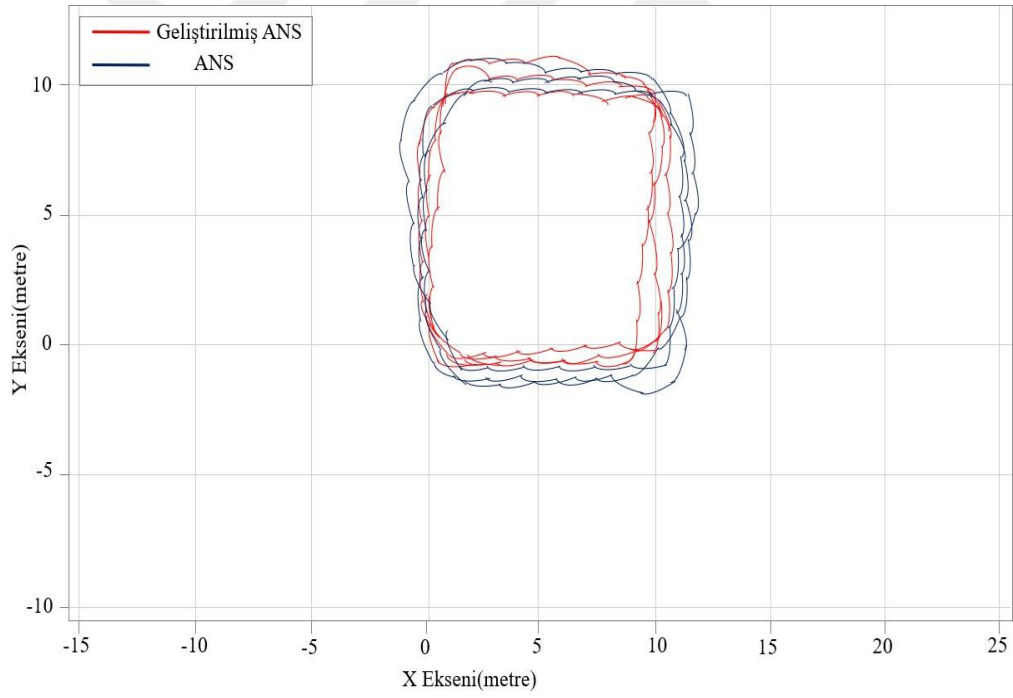
Her deneme için standart ataletsel navigasyon sistemi ve RNN tabanlı sıfır hız sınıflandırıcı kullanan sistem üzerinde test edilmiştir. Tablo 4.1, denemeler için bu sistemlerin performansını göstermektedir. Ortalama olarak, RNN tabanlı sistem ile standart ANS’den %42.8 daha düşük RMSE elde edildi.

Tablo 4.1. Yürüyüş Deneyleri

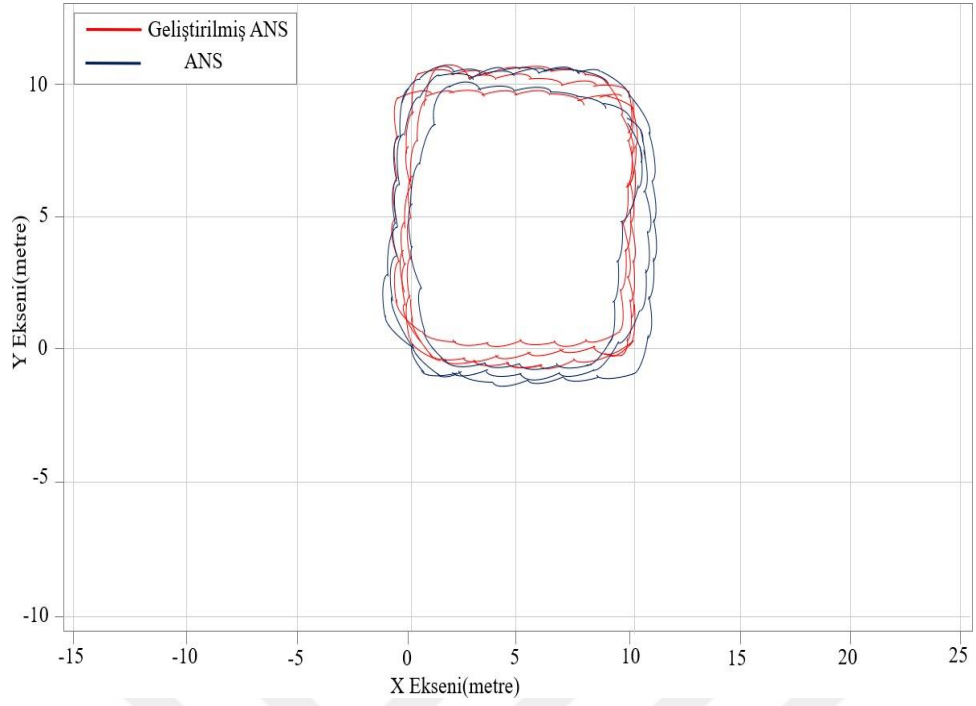
Hareket		RMSE(metre)	
Tip	Set	ANS	RNN(LSTM)
Yürüyüş	0	1.78	0.45
	1	1.89	0.7
	2	2.52	1.56
	3	3.45	1.39
	4	2.1	0.88
	5	1.65	0.76
Ortalama		2.23	0.956



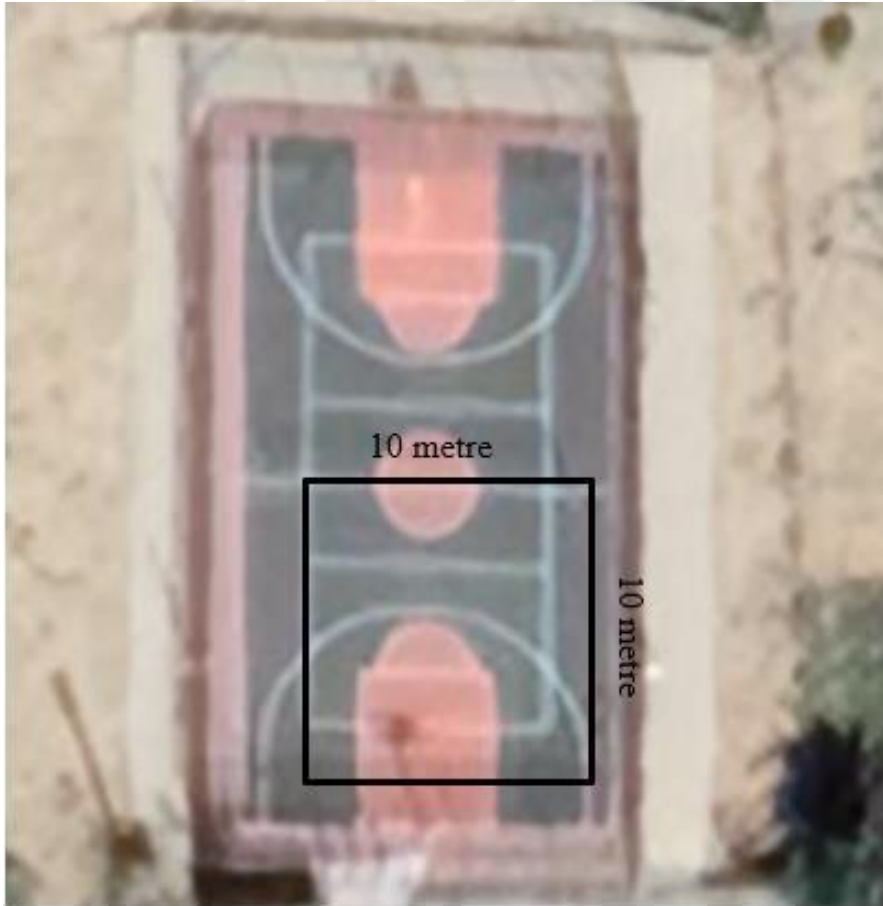
Şekil 4.2. Karesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan birinci deney



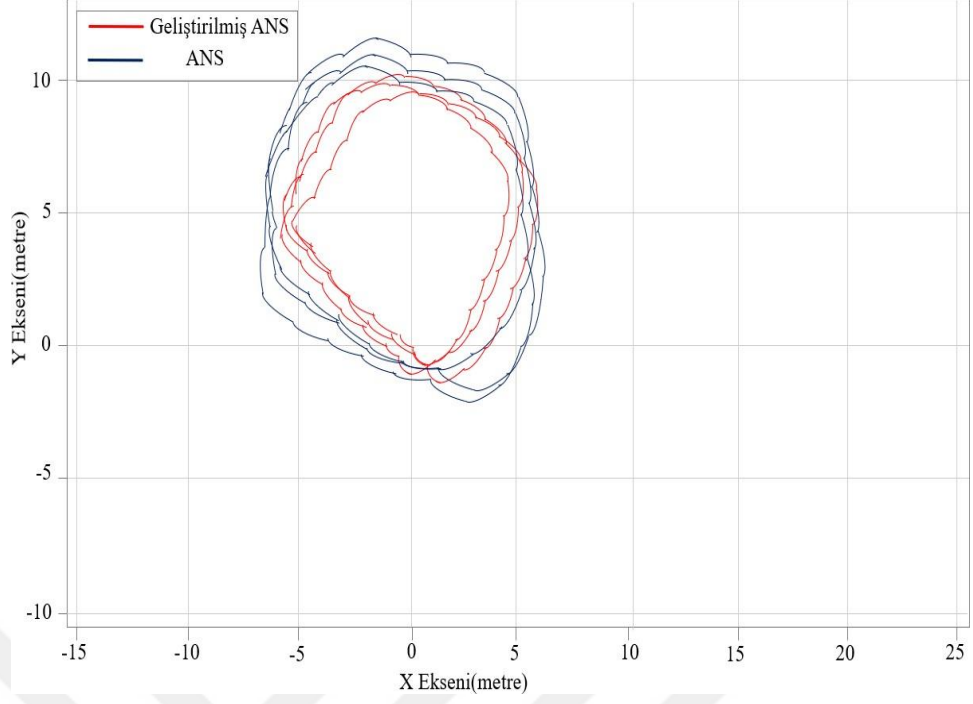
Şekil 4.3. Karesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan ikinci deney



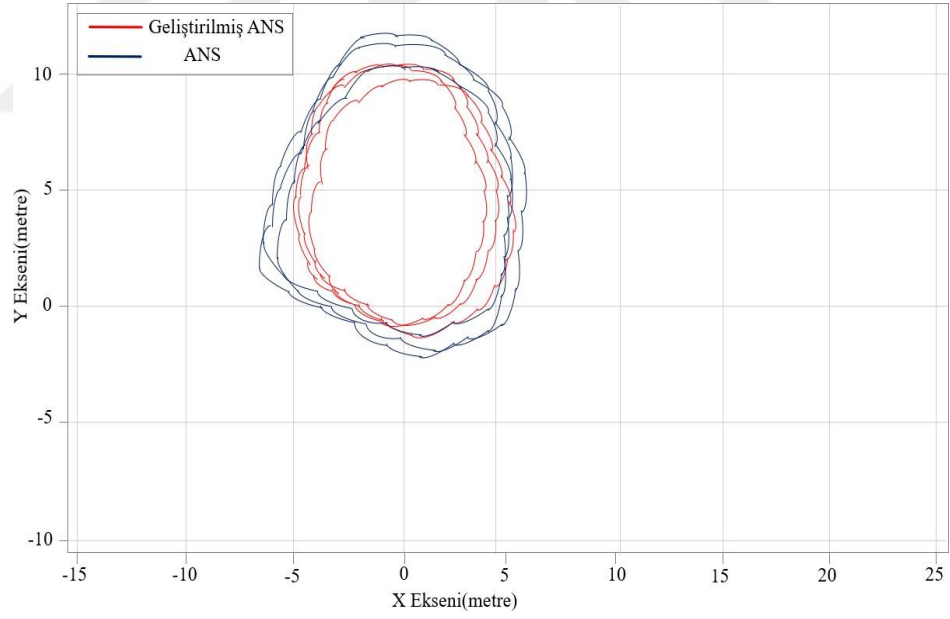
Şekil 4.4. Karesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan üçüncü deney



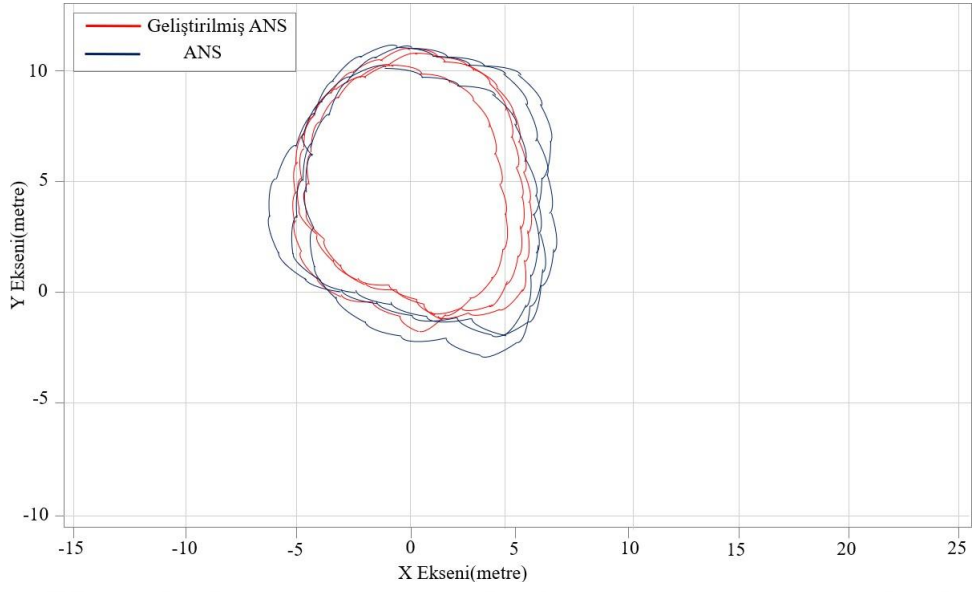
Şekil 4.5. Karesel olarak belirlenen rota, Google Earth üzerinde doğrulanır



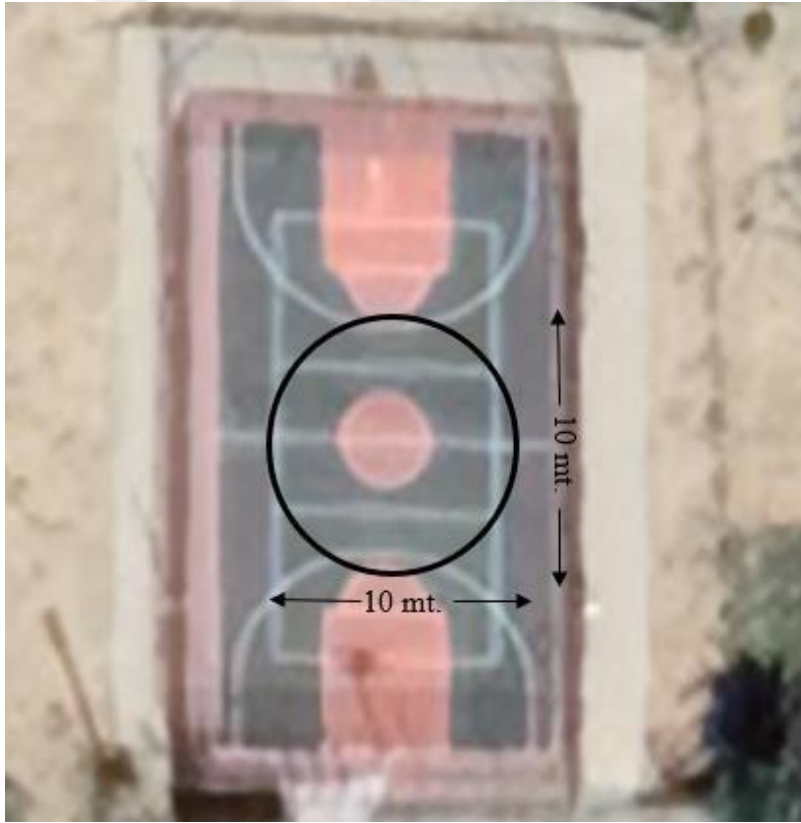
Şekil 4.6. Dairesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan birinci deney



Şekil 4.7. Dairesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan ikinci deney



Şekil 4.8. Dairesel olarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan üçüncü deney

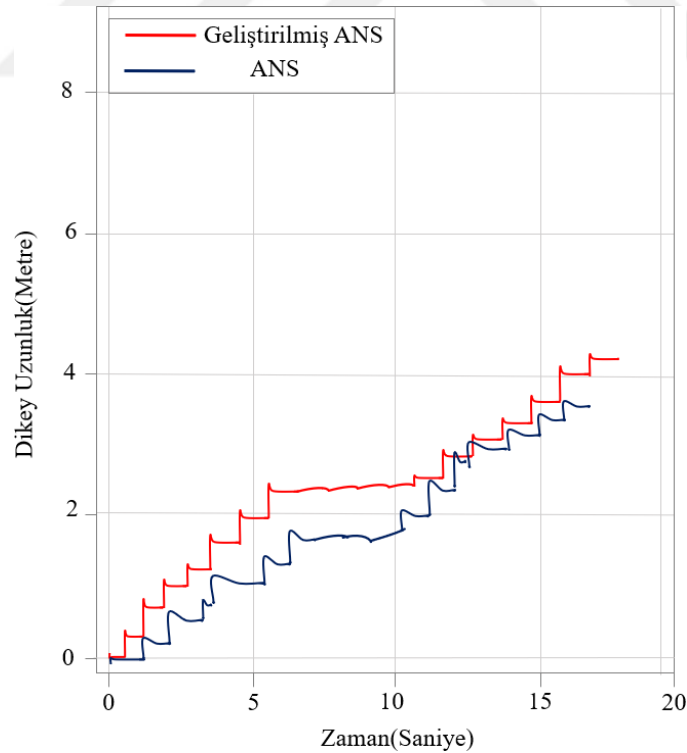


Şekil 4.9. Dairesel olarak belirlenen rota, Google Earth üzerinde doğrulanır.

4.4. Merdiven Çıkma Deneyleri

Çalışmada iki ve dört kat merdiven çıkılan bir veri seti de eklenmiştir. Deney sırasında her kat arasında kısa bir yatay yürüyüş yolu da mevcuttur. En yüksek kat zemin kattan yaklaşık 8.3 m yüksekliktedir. Deneyde toplam dört defa merdiven çıkma denemesi gerçekleştirilmiştir.

İlk dört deneme, sırasıyla zemin kattan 1. ve 2. katlara çıkmaktan oluşmaktadır. Diğer denemede zemin kattan 1., 2., 3., ve 4. kat'a çıkılmıştır. Yine, harekete uyarlamalı dedektörün ve RNN tabanlı sıfır hız sınıflandırıcının performansı standart ANS ile karşılaştırılmıştır. Buradaki grafiklere bakılacak olursa yine geliştirilmiş ANS çözümünün, standart ANS çözümünden daha yüksek bir doğruluk sağladığı gözlenebilmektedir. Tablo 4.2, AÖB'nin tahmini yüksekliği ile yörünge'nin en uzak noktasındaki bilinen yüksekliği arasındaki fark olarak tanımlanan dikey en uzak nokta hatası için sonuçları listeler. Her durumda, veriye dayalı dedektör standart bir ANS yönteminden büyük bir farkla daha iyi performans gösterdi. Şekil 4.10 ve 4.11 merdiven çıkma deneylerinin sonuçlarını göstermektedir.

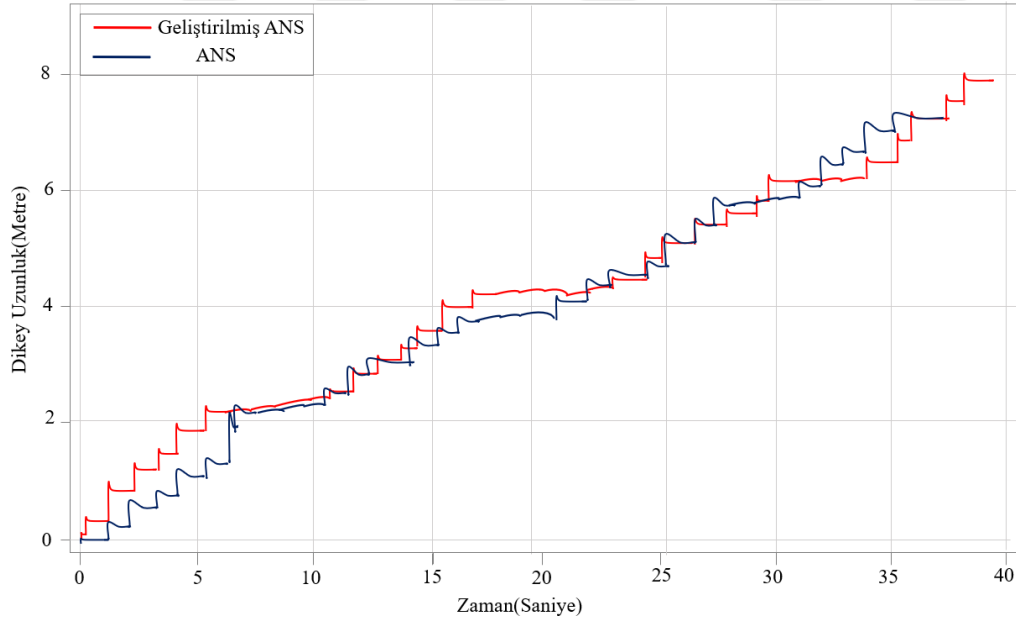


Şekil 4.10. Birinci ve ikinci katlara çıkılarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan deney

Standart ANS çözümünde hem fazla tahmin edilen hem de eksik tahmin edilen dikey yer değiştirmeyi göstermektedir. Buna karşılık, önerilen veriye dayalı çözüm, ortalama olarak zemin seviyesi tahmini için gereken doğruluğu aşan bir dikey tahmin üretmiştir. Önerilen RNN çözümü, 100 adımda bir metreden daha iyi bir doğruluğu korurken, standart ANS çözümü, 25 adımda bu hata sınırını aşmıştır.

Tablo 4.2. Merdiven Çıkma Deneyleri

Hareket		Yatay Hata	
Tip	Set	ANS	RNN(LSTM)
Merdiven Çıkma	0	1.5	0.77
	1	2.85	1.11
	2	1.99	0.66
	3	2.74	1.39
Ortalama		2.27	0.9825



Şekil 4.21. Birinci, ikinci, üçüncü ve dördüncü katlara çıkılarak belirlenen rota üzerinde ANS ve Geliştirilmiş ANS için yapılan deney

5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Öğrenilmiş RNN tabanlı sıfır hız sınıflandırıcısının yeni AÖB yerleşimlerini, yeni kullanıcıları ve değişen hareket türlerini genelleştirdiğini gösterilmiş olsa da, önemli ölçüde farklı donanım özelliklerine sahip bir AÖB ile düzgün çalışması beklenmemektedir. Bunu geliştirmek için, eğitim veri kümesi içindeki verileri farklı bir AÖB'nin çıktılarını temsil edecek şekilde dönüştüren bir veri işleme tekniği kullanılması gerekmektedir. Dönüştürülen verilerle sıfır hız sınıflandırıcısını yeniden eğiterek, RNN ağı farklı, daha düşük kaliteli bir sensörden gelen atalet verilerine daha iyi genelleme yapılabilir.

Yöntem büyük ölçüde ayak üzerindeki AÖB'nin oryantasyonundan bağımsız olarak çalıştırılmış ve ayrıca AÖB'nin ayakkabı üzerindeki konumuna ve genel olarak ayakkabı tipine göre değişmeyecek şekilde konumlandırılmıştır (AÖB'nin nereye monte edilmesi gerektiği belirtilmedi). Önerilen dönüştürme tekniği, her AÖB kanalına sıfır ortalama Gauss gürültüsü ekler ve ardından orijinal verileri daha düşük bir frekansa indirger. Bu adımlar, değişen AÖB örnek hızlarını ve değişen ölçüm kalitesini hesaba katmak içindir. Yeni dönüştürülen veriler daha sonra RNN ağını alternatif bir AÖB ile uyumlu olacak şekilde yeniden eğitmek için kullanılır.

Öğrenmeye dayalı çözümün sağladığı doğruluk artışına rağmen, daha fazla iyileştirmenin yapılabileceği alanlar vardır. RNN tabanlı sıfır hız sınıflandırıcı, test alanı dışındaki farklı alanlarda ve daha yüksek hızlarda toplanan eğitim verilerini kullanabilmektedir.

Öğrenme tabanlı dedektörlerin kullanımından elde edilen konumlandırma doğruluğundaki artışın, öncelikle gelişmiş bir hız tahmininin bir sonucu olduğu belirtilmelidir. Sıfır hız güncellemeleri AÖB yuvarlanma ve eğim tahminlerini etkilese de, sapma (yön) gözlemlenemez halde kalır. Öğrenmeye dayalı dedektörlerin kullanımının, tutum tahmininin doğruluğunu büyük ölçüde değiştirmediği söylenebilir.

Doğru sıfır hız algılamasının sağlanması, ayağa monte edilen atalet verilerinden doğru iç mekan konumlandırmasını elde etmeye yönelik çok önemli bir adımdır. RNN tabanlı

sıfır hız sınıflandırıcısı, harekete özgü herhangi bir parametre ayarı gerektirmeden sıfır hızlı ölçümleri doğrudan verir.

Önerilen teknik için hareket görevleri gerçekleştiren birkaç büyük veri setinde mevcut eşik tabanlı dedektörlerden daha iyi performans gösterdiğini ve RNN tabanlı sıfır hız sınıflandırıcısının, merdiven çıkma hareketlerini içeren veri setlerinde en düşük ortalama hatayı ürettiği gösterilmiştir. Ayrıca, RNN tabanlı sınıflandırıcının ek eğitim verileri toplamaya gerek kalmadan daha düşük maliyetli AÖB'lerle kullanımına izin veren bir genelleme yöntemi de sunulmaktadır.



KAYNAKLAR

- [1] Fischer, C., & Gellersen, H. (2010). Location and navigation support for emergency responders: A survey. *IEEE Pervasive Computing*, 9(01), 38-47.
- [2] Curran, K., & Norrby, S. (2009). RFID-enabled location determination within indoor environments. *International Journal of Ambient Computing and Intelligence (IJACI)*, 1(4), 63-86.
- [3] Gu, Y., Lo, A., & Niemegeers, I. (2009). A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. *IEEE Communications surveys & tutorials*, 11(1), 13-32.
- [4] Fu, Q., & Retscher, G. (2009). Another look indoors GPS+ RFID. *GPS World*, 20(3).
- [5] Hämäläinen M, Hovinen V, Latva-aho M. "Survey to Ultrawide band systems". European Cooperation in the Field of Scientific and Technical Research–COST 262, Thessaloniki, Greece, 8-9 Temmuz 1999.
- [6] Weston, J. L., & Titterton, D. H. (2004). Strapdown inertial navigation technology. *Institution of Electrical Engineers and American Institute of Aeronautics and Astronautics*.
- [7] Roetenberg, D. (2006). *Inertial and magnetic sensing of human motion* (p. 126). These de doctorat.
- [8] Yang, R., Wang, G., Gao, W., Sun, Q., & Zhang, Y. (2016, April). An anti-interference MIMU/GPS vehicle integrated navigation algorithm based on IDNN-EKF. In *2016 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)* (pp. 157-164). IEEE.
- [9] Welch, G., & Foxlin, E. (2002). Motion tracking: No silver bullet, but a respectable arsenal. *IEEE Computer graphics and Applications*, 22(6), 24-38.

- [10] Mezentsev, O. A. (2005). *Sensor aiding of HSGPS pedestrian navigation* (pp. 3602-3602). University of Calgary, Department of Geomatics Engineering.
- [11] Woodman, O. J. (2007). *An introduction to inertial navigation* (No. UCAM-CL-TR-696). University of Cambridge, Computer Laboratory.
- [12] Farrell, J. (2008). *Aided navigation: GPS with high rate sensors*. McGraw-Hill, Inc..
- [13] Shin, E. H. (2005). Estimation techniques for low-cost inertial navigation. *UCGE report, 20219*.
- [14] Grejner-Brzezinska, D. A., Toth, C. K., & Yi, Y. (2002, June). Bridging GPS gaps in urban canyons: Can ZUPT really help?. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of The Institute of Navigation and CIGTF 21st Guidance Test Symposium (2002)* (pp. 231-240).
- [15] BROWN, R., & HWANG, P. (1992). Introduction to random signals and applied Kalman filtering(Book). *New York, John Wiley & Sons, Inc., 1992. 512*.
- [16] Skog, I., Handel, P., Nilsson, J. O., & Rantakokko, J. (2010). Zero-velocity detection—An algorithm evaluation. *IEEE transactions on biomedical engineering, 57*(11), 2657-2666.
- [17] Foxlin, E. (2005). Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors. *IEEE Computer graphics and applications, 25*(6), 38-46.
- [18] Nilsson, J. O., Skog, I., & Händel, P. (2012). A note on the limitations of ZUPTs and the implications on sensor error modeling. In *2012 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 13-15th November 2012*.
- [19] Wahlström, J., Skog, I., Gustafsson, F., Markham, A., & Trigoni, N. (2019). Zero-velocity detection—A Bayesian approach to adaptive thresholding. *IEEE Sensors Letters, 3*(6), 1-4.
- [20] Tian, X., Chen, J., Han, Y., Shang, J., & Li, N. (2016). A novel zero velocity interval detection algorithm for self-contained pedestrian navigation system with inertial sensors. *Sensors, 16*(10), 1578.

- [21] Walder, U., & Bernoulli, T. (2010, September). Context-adaptive algorithms to improve indoor positioning with inertial sensors. In *2010 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation* (pp. 1-6). IEEE.
- [22] Ren, M., Pan, K., Liu, Y., Guo, H., Zhang, X., & Wang, P. (2016). A novel pedestrian navigation algorithm for a foot-mounted inertial-sensor-based system. *Sensors*, *16*(1), 139.
- [23] Ma, M., Song, Q., Li, Y., & Zhou, Z. (2017, December). A zero velocity intervals detection algorithm based on sensor fusion for indoor pedestrian navigation. In *2017 IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)* (pp. 418-423). IEEE.
- [24] Park, S. Y., Ju, H., & Park, C. G. (2016). Stance phase detection of multiple actions for military drill using foot-mounted IMU. *sensors*, *14*, 16.
- [25] Rantanen, J., Mäkelä, M., Ruotsalainen, L., & Kirkko-Jaakkola, M. (2018, September). Motion context adaptive fusion of inertial and visual pedestrian navigation. In *2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)* (pp. 206-212). IEEE.
- [26] Nilsson, J. O., Gupta, A. K., & Händel, P. (2014, October). Foot-mounted inertial navigation made easy. In *2014 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)* (pp. 24-29). IEEE.
- [27] Sola, J. (2012). Quaternion kinematics for the error-state KF. *Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systemes-Centre national de la recherche scientifique (LAAS-CNRS), Toulouse, France, Tech. Rep.*
- [28] Wagstaff, B., Peretroukhin, V., & Kelly, J. (2017, September). Improving foot-mounted inertial navigation through real-time motion classification. In *2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)* (pp. 1-8). IEEE.
- [29] Skog, I., Nilsson, J. O., & Händel, P. (2010, September). Evaluation of zero-velocity detectors for foot-mounted inertial navigation systems. In *2010 International Conference on indoor positioning and indoor navigation* (pp. 1-6). IEEE.

- [30] Olivares, A., Ramírez, J., Górriz, J. M., Olivares, G., & Damas, M. (2012). Detection of (in) activity periods in human body motion using inertial sensors: a comparative study. *Sensors*, 12(5), 5791-5814.
- [31] Olah, C. (2015). Understanding lstm networks
- [32] “Pedestrian indoor navigation by aiding a foot-mounted IMU with RFID Signal Strength measurements” Retrieved from [https://www.semanticscholar.org/paper/Pedestrian indoor-navigation-by-aiding-a-IMU-with-Ruiz Granja/1221a539eddba579701160cdc255d389376328d8](https://www.semanticscholar.org/paper/Pedestrian+indoor-navigation-by-aiding-a-IMU-with-Ruiz+Granja/1221a539eddba579701160cdc255d389376328d8)
- [33] “Advanced Integration of WiFi and Inertial Navigation Systems for Indoor Mobile Positioning” Retrieved from [https://www.semanticscholar.org/paper/Advanced Integration-of-WiFi-and-Inertial-Systems-Evennou Marx/fec98344f88361c3aa9fe945b2a6e37d11d13463](https://www.semanticscholar.org/paper/Advanced+Integration-of-WiFi-and-Inertial-Systems-Evennou+Marx/fec98344f88361c3aa9fe945b2a6e37d11d13463)
- [34] “Study on UWB/INS integration techniques” Retrieved from https://www.researchgate.net/figure/Integration-scheme-of-an-ANS-and-UWB-system_fig3_224249064
- [35] “Inertial Measurement Units” Retrieved from [https://en.racelogic.support/VBOX Automotive/Product Info/Modules and Accessories/Inertial Measurement Units](https://en.racelogic.support/VBOX+Automotive/Product+Info/Modules+and+Accessories/Inertial+Measurement+Units)
- [36] “An Efficient Reduction of IMU Drift for Registration Error Free Augmented Reality Maintenance Application” Retrieved from <https://www.semanticscholar.org/paper/An-Efficient-Reduction-of-IMU-Drift-for-Error-Free-Santos-Beltramello/3d9acc28331974a3fa78e843cd005e2b4d6d7e98>
- [37] “Enhanced Pedestrian Navigation Based on Course Angle Error Estimation Using Cascaded Kalman Filters” Retrieved from https://www.researchgate.net/figure/ANS-EKF-ZUPT-algorithm-flow-chart_fig2_324724349
- [38] M.S. Grewal, L.R. Weill, and A.P. Andrews, Global Positioning Systems, Inertial Navigation, and Integration. 2nd ed. NJ:Wiley-Interscience, 2001

[39] “An introduction to inertial navigation” Retrieved from <https://www.cl.cam.ac.uk/techreports/UCAM-CL-TR-696.pdf> İndirilme tarihi: 15.02.2022



ÖZGEÇMİŞ

- Adı Soyadı : Fatih ŞAHİN
- Doğum Tarihi :
- Yabancı Dil : İngilizce
- Eğitim Durumu : Yüksek Lisans
- (Kurum ve Yıl)Lisans : Kırıkkale Üniversitesi – Elektrik Elektronik
Mühendisliği - 2019
- Yüksek Lisans : Savunma Teknolojileri – Kırıkkale
Üniversitesi
- Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl/Yıllar : Ondokuzon Yazılım – 2020-2021
ER&KUT Savunma, Havacılık ve Uzay
Teknolojileri – 2021
- Yayımları (SCI) :
- Yayımları (Diğer) : Makine Öğrenmesi İle Ataletsel
Navigasyon Sistemlerinde Doğruluğun
Geliştirilmesi- Uluslararası Mühendislik
ve Araştırma Dergisi (Kırıkkale
Üniversitesi)
- Araştırma Alanları : Ataletsel Navigasyon Sistemleri