

**BAŐKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ATALETSEL ÖLÇÜM BİRİMİ HATA ANALİZİ VE
MODELLENMESİ**

EREN MEHMET AKBAŐ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

2017

**ATALETSEL ÖLÇÜM BİRİMİ HATA ANALİZİ VE
MODELLENMESİ**

**ANALYSIS AND MODELING OF INERTIAL
MEASUREMENT UNIT ERROR**

EREN MEHMET AKBAŞ

Başkent Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
ELEKTRİK-ELEKTRONİK Mühendisliği Anabilim Dalı İçin Öngördüğü
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak hazırlanmıştır.

2017

“Ataletsel Ölçüm Birimi Hata Analizi ve Modellenmesi” başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından, 21/07/2017 tarihinde, **ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI 'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Başkan

Doç. Dr. Mustafa Doğan

Üye (Danışman)

Prof. Dr. Hamit Erdem

Üye

Yrd. Doç. Dr. Alparslan Çağrı Yapıcı

ONAY

...../...../.....

Prof. Dr. Emin AKATA
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü



BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS / DOKTORA TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

Tarih:19/07/2017

Öğrencinin Adı, Soyadı : Eren Mehmet Akbaş
Öğrencinin Numarası : 21510214
Anabilim Dalı : Elektrik-Elektronik Mühendisliği
Programı : Elektrik-Elektronik Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans
Danışmanın Adı, Soyadı : Prof. Dr. Hamit Erdem
Tez Başlığı : Ataletsel Ölçüm Birimi Hata Analizi ve Modellenmesi

Yukarıda başlığı belirtilen Yüksek Lisans/Doktora tez çalışmamın; Giriş, Ana Bölümler ve Sonuç Bölümünden oluşan, toplam 63 sayfalık kısmına ilişkin, 19 /07/2017 tarihinde şahsım/tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 5 'dir.

Uygulanan filtrelemeler:

1. Kaynakça hariç
2. Alıntılar hariç
3. Beş (5) kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

"Başkent Üniversitesi Enstitüleri Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Usul ve Esasları"nı inceledim ve bu uygulama esaslarında belirtilen azami benzerlik oranlarına tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Öğrenci İmzası

Onay

... / ... / 20...

Prof. Dr. Hamit Erdem

TEŐEKKÜR

Tez alıřmamın gerekleřmesinde katkılarından dolayı, ařađıda adı geen kiři ve kuruluřlara itenlikle teőekkür ederim.

Sayın Prof. Dr. Hamit Erdem'e (tez danıřmanı) ve Do Dr. Mustafa Dođan'a, alıřmanın sonuca ulařtırılmasında ve karřılařılan glklerin ařılmasında her zaman yardımcı ve yol gsterici olduđu iin...

Sayın Ar. Gr. Selman Fatih Avřar'a, benzetim sonularının elde edilmesinde yardımcı olduđu iin...

Bařta sevgili eřim Hilal Nur Akbař'a, babam İbrahim Akbař'a, annem Rahime Neveser Akbař'a ve ablam Esra Nurgn'e alıřmalarım ařamasında gsterdikleri destek ve katkıları iin...

ÖZ

ATALETSEL ÖLÇÜM BİRİMİ HATA ANALİZİ VE MODELLENMESİ

Eren Mehmet Akbaş

Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Ataletsel navigasyon sistemi, navigasyon denklemleri üzerinden ataletsel ölçüm birimi algılayıcı çıktıları kullanarak konum, hız, ivme ve yönelim hesaplamaktadır. Hız değerlerin elde edilmesi için gerekli tümler alma işlemleri sonucu biriken algılayıcı hataları ve sistemin yanlış modellenmesi, uzun süren navigasyon uygulamalarında, bir sonraki durumun kestirilmesinde kritik öneme sahiptir. Bu durum, kestirim için kullandığımız Kalman filtresi yapısını etkilemektedir. Kalman filtresi, durum uzay modeli ile temsil ettiğimiz sistemde, modelin önceki bilgileri ile giriş ve çıkış bilgilerinden sistemimizin durumlarını tahmin edilebilen başarılı bir filtredir.

Bu tez çalışmasının amacı, geliştirilen ve güçlendirilerek adaptif hale getirilen Kalman Filtresi algoritması ile ataletsel navigasyon için kestirim hatalarını minimum değerlere indirerek sistem performansının artırılmasıdır. Unutma faktörü ile adaptif hale getirilen Kalman filtresi algoritması denenip, geleneksel Kalman filtresi ile karşılaştırılacaktır. Hata kompanzasyonu sonrasında, doğruluk analizi ile performans karşılaştırması yapılacaktır. Sistem modelinin hatalı ve hatasız olarak kurulması sonucu iki farklı durum için karşılaştırma yapılmıştır.

Imu01b ataletsel algılayıcısı, Arduino denetleyicisi üzerinden I²C haberleşme protokolü ile alınan ivme değerleri Matlab benzetim ortamına aktararak tasarlanan adaptif Kalman algoritmasının performansı değerlendirilmiştir.

ANAHTAR SÖZCÜKLER: Ataletsel Ölçüm Birimi, Ataletsel Algılayıcılar, Kalman Filtresi, Adaptif Kalman Filtresi

Danışman: Prof.Dr. Hamit Erdem, Başkent Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü

ABSTARCT

ANALYSIS AND MODELING OF INERTIAL MEASUREMENT UNIT ERROR

Eren Mehmet Akbaş

Master of Science

Department of Electrical and Electronics Engineering

The working principle of Inertial navigation system, determines acceleration, velocity, position and attitude by using navigation equations and inertial sensor outputs. For calculation of these values, accumulation of sensor errors propagated by integration and wrong modelling of the system become very crucial in long-term applications and estimating the next state.

The Kalman Filter is filtered in a dynamic system, which is represented by the state space model, in which the state of the system can be estimated from input and output information along with the model's previous information. The purpose of this thesis is to developed and enhanced by adapting of the Kalman Filter algorithm, increases the system performance by decreasing the estimation errors for inertial navigation. For this, adaptive Kalman filter algorithm tried and compared to classic Kalman filter. After the error compensation, accuracy analysis and performance comparison will be done.

Imu01b inertial sensor, acceleration values obtained by I2C communication protocol via Arduino controller are transferred to matlab simulation environment so the performance of the adaptive Kalman algorithm has been evaluated.

KEYWORDS: Inertial Measurement Unit, Inertial Sensors, Kalman Filter, Adaptive Kalman Filter.

Supervisor: Prof. Dr. Hamit Erdem, Başkent Üniversitesi, Department of Electrical and Electronics Engineering

İÇİNDEKİLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
ÖZ	i
ABSTRACT	ii
İÇİNDEKİLER LİSTESİ	iii
ŞEKİLLER LİSTESİ	iv
ÇİZELGELER LİSTESİ	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ	vii
1 GİRİŞ	1
2 ATALETSEL NAVİGASYON SİSTEMLERİ TEMEL BİLGİSİ	3
2.1 Ataletsel Algılayıcılar	7
2.1.1 İvmeölçerler	7
2.1.2 Dönüölçerler	11
3 ALGILAYICI ANALİZİ ve VERİLERİN TOPLANMASI	15
4 ATALETSEL ALGILAYICI HATA ANALİZİ VE MODELLENMESİ	17
4.1 AÖB Hata Kaynakları	17
5 ADAPTİF KALMAN FİLTRESİ İLE AÖB MODELLEMESİ	20
5.1 Kalman Filtresi ile Modelleme	20
5.1.1 Durum- uzay modeli	21
5.1.2 Kalman filtresi algoritması	24
5.2 Adaptif Kalman Filtresi ile Modelleme	25
5.2.1 Adaptif Kalman filtresi literatür taraması	25
5.3 Unutma Faktörü ile Kalman Filtresinin Adaptifleştirilmesi	26
6 BENZETİM SONUÇLARI VE YORUMLAR	29
6.1 AÖB Kalman Filtresi Uygulaması	29
6.2 AÖB Hatalı Durum-Uzay Modeli Kalman Filtresi Uygulaması	45
6.3 AÖB Adaptif Kalman Filtresi Uygulaması	57
7 SONUÇLAR	62
KAYNAKLAR LİSTESİ	64

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1	Ataletsel Navigasyon Sistemi Çalışma Prensibi	3
Şekil 2.2	Stabilize ve Analitik Platform Yapıları.....	5
Şekil 2.3	Stabilize Sistemde Açısal Hız Sıfırlama	6
Şekil 2.4	AÖB Bileşenleri	7
Şekil 2.5	Basit yapılı İvmeölçer	9
Şekil 2.6	Kapasitif İvmeölçer İç Yapısı	10
Şekil 2.7	Piezoelektrik İvmeölçer İç Yapısı	10
Şekil 2.8	Bohnenberger Dönüölçeri	12
Şekil 2.9	Fiber Optik Dönüölçer	13
Şekil 2.10	Mekanik Dönüölçerlerin Çalışma Mantiği	13
Şekil 2.11	Coriolis Etkisi	14
Şekil 2.12	MEMS Dönüölçer Mekanik Yapısı	14
Şekil 3.1	Pololu imu01b AÖB Algılayıcısı	16
Şekil 4.1	Sabit Kayma Hatası Gösterimi	17
Şekil 4.2	Orantı Katsayısı Hatası Gösterimi	18
Şekil 4.3	Eksenel Kaçıklık Hatası Gösterimi	19
Şekil 5.1	Gauss Dağılım Grafiği	22
Şekil 5.2	Kalman Filtresi Algoritması	24
Şekil 6.1	X eksenî yönündeki ivme (yapay veri)	30
Şekil 6.2	X eksenî yönündeki hız (yapay veri)	31
Şekil 6.3	Y eksenî yönündeki ivme (yapay veri)	32
Şekil 6.4	Y eksenî yönündeki hız (yapay veri)	33
Şekil 6.5	X eksenî yönündeki ivme (imu01b)	34
Şekil 6.6	X eksenî yönündeki hız (imu01b)	35
Şekil 6.7	Y eksenî yönündeki ivme (imu01b)	36
Şekil 6.8	Y eksenî yönündeki hız (imu01b)	37
Şekil 6.9	Y yönündeki hız için hatanın kovaryansı	38
Şekil 6.10	X eksenî yönündeki ivme, 150 iterasyon	39
Şekil 6.11	X eksenî yönündeki hız, 150 iterasyon	40
Şekil 6.12	X eksenî yönündeki hız, 150 iterasyon(yakın görüntü)	41

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 6.13	Y eksenî yönündeki ivme, 150 iterasyon	42
Şekil 6.14	Y eksenî yönündeki hız, 150 iterasyon	43
Şekil 6.15	Y eksenî için hatanın kovaryansı, 150 iterasyon	44
Şekil 6.16	X eksenî yönündeki ivme	45
Şekil 6.17	X eksenî yönündeki hız	46
Şekil 6.18	Y eksenî yönündeki ivme	47
Şekil 6.19	Y eksenî yönündeki hız	48
Şekil 6.20	Y eksenî hatanın kovaryansı	49
Şekil 6.21	X eksenî yönündeki ivme ,150 iterasyon	50
Şekil 6.22	X eksenî yönündeki hız ,150 iterasyon	51
Şekil 6.23	Y eksenî yönündeki ivme ,150 iterasyon	52
Şekil 6.24	Y eksenî yönündeki hız ,150 iterasyon	53
Şekil 6.25	Y yönündeki hatanın kovaryansı ,150 iterasyon	54
Şekil 6.26	X eksenî yönündeki ivme ,3000 iterasyon	55
Şekil 6.27	X eksenî yönündeki hız ,3000 iterasyon	56
Şekil 6.28	İvmesi beyaz gürültü süreci için hız değeri	58
Şekil 6.29	X eksenî yönündeki hız değeri (imu01b)	59
Şekil 6.30	Y eksenî yönündeki hız değeri (imu01b)	60
Şekil 6.31	Adaptif Kalman filtresi kazancı	61

ÇİZELGELER LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1	KKS ile ANS Karşılaştırma Tablosu	4
Çizelge 2.2	Platform Sistemlerinin Kıyaslanması	6

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

AÖB	Ataletsel Ölçüm Birimi
ANS	Ataletsel Navigasyon Sistemi
KKS	Küresel Konumlama Sistemi
AR	Auto Regressive
KF	Kalman Filtresi
AKF	Adaptif Kalman Filtresi
Mems	Mikro elektro-mekanik sistemler
Ppm	Part per million
mrad	miliradyan
Q	İşlem kovaryans matrisi
R	Ölçüm kovaryans Matrisi
P	Hata kovaryansı
K	Kalman kazancı
k	Sistem durumu
g	İvme değeri
λ_k	Unutma faktörü
x_k	Durum vektörü
y_k	Gözlem vektörü
ω, v	Normal dağılımlı ilişkisiz beyaz gürültü süreci

1 GİRİŞ

Belirli bir referansa göre konum, hız ve yönelim bulma işlemine navigasyon adı verilir. Ataletsel navigasyon ise navigasyon denklemleri üzerinden ataletsel ölçüm birimi sensör çıktılarını kullanarak konum, hız, ivme ve yönelim hesaplamaktadır. Hazırlanan bu tez için geliştirilen navigasyon durum kestirim algoritmaları ve telafi yöntemleri, kara, hava ve uzay araçları, arama ve kurtarma çalışmaları, güdümlü füzeler, akıllı tarım alanları ve robotik gibi uygulamalarda askeri ve sivil amaçlı kullanım alanlarına sahiptir.

Bu tez kapsamında, hesaplanan hız değerleri için tümlev alma işlemleri sonucu biriken algılayıcı hataları ve sistemin yanlış modellenmesi, uzun süren navigasyon uygulamalarında, bir sonraki durumun kestiriminde yaşanan ıraksama problemlerinin ortadan kaldırılması için çalışılmıştır.

Gelişen transistör teknolojisi ile mikroelektronik alanındaki ilerleyişler ataletsel algılayıcıları ve KKS teknolojisiyle birlikte seyrüsefer sistemlerini geliştirmektedir. Dışarıdan herhangi bir girdiye ihtiyaç duymayan ANS, navigasyon denklemleri üzerinden AÖB çıktılarını kullanarak konumu, hızı, ivmeyi ve yönelimi hesaplayabilmektedir.

Kalman Filtresi ise oluşturulan sistem modelinin önceki bilgileriyle beraber algılayıcılardan elde edilen giriş ve çıkış bilgilerinden sistemin sonraki durumlarını tahmin edebilen bir filtredir. Bu yönüyle geleneksel tahmin edicilere benzer bir filtreleme özelliğine karşın sistemin ölçülemeyen durumlarını kestirme üzerine çok güçlü ve yeteneklidir.

Birçok gerçek uygulamada sistem modeli bilinmeyen rasgele veya sabit sapmalar içermektedir bundan dolayı yanlış kurulan sistem modeli sonucunda Kalman filtresinde ıraksamalar meydana gelmektedir.

Bu tezin çalışmasında, ataletsel algılayıcılardan gelen veriler ile navigasyon denklemleri aracılığı ile elde edilen hız ve konum bilgisi sonucu kurulan sistemin durum-uzay modelinin Kalman filtresi ile analizi ve kestirimi yapılmış ayrıca yukarıda bahsettiğimiz üzere hatalı kurulan durum-uzay modeli çerçevesinde Kalman filtresinde meydana gelen iraksama probleminin, geliştirilen Adaptif Kalman Filtresi ile ortadan kaldırıldığı ispatlanmıştır.

Toplam 7 bölümden oluşan bu tez çalışmasında;

Giriş bölümü birinci bölüm kabul edilerek ikinci bölümde, ataletsel navigasyon sistemleri, ataletsel ölçüm birimi, kullanılan ataletsel algılayıcı özellikleri hakkında bilgi verilmiştir.

Üçüncü ve dördüncü bölümde, AÖB algılayıcımız üzerinden verilerin nasıl elde edildiği hakkında bilgi verilerek algılayıcı hata analizi yapılmış ve muhtemel hata değerleri ve nasıl aşılacağı konusunda çalışmalar yapılmıştır. Bu ve benzeri hatalardan ötürü sistem modelinin yanlış kuruması sonucu iraksama probleminin ortaya çıktığı gösterilmiştir.

Beşinci bölümde Kalman filtresi algoritmasının işleyişi ve AÖB ile oluşturulan sistem durum-uzay modelinin Kalman filtresi ile durum kestiriminin gerçekleştirilmesi üzerine çalışmalar yapılmış, Kalman filtresindeki yanlış model sonucu iraksama probleminin, varolan Kalman filtresi geliştirilip güçlendirilerek, navigasyon sistemine uygulanır hale getirilen Adaptif Kalman Filtresi elde edilmiş ve sistemin kestirim sonuçları karşılaştırılmıştır.

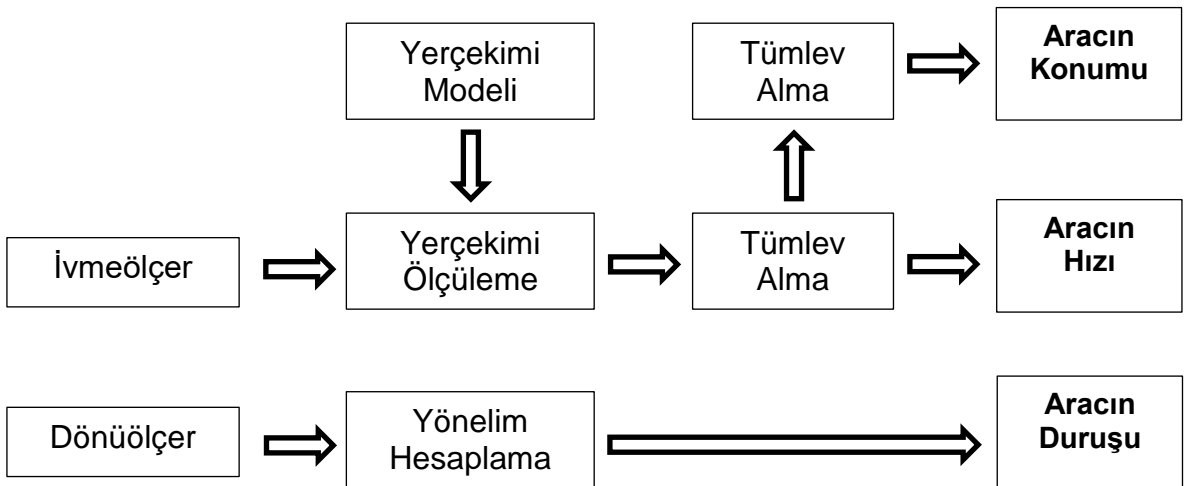
Altıncı bölümde ise, teorik olarak bahsettiğimiz problemlerin ve aşılması hususunda oluşturulan algoritmaların, benzetim çalışması aracılığıyla gözlenmesi üzerine çalışılmıştır.

Son bölüm olan yedinci bölümde ise, bu tez çalışmasının sonucunda elde edilenler ve gelecek çalışmalar ile yapılması hedeflenenler hakkında bilgi verilmiştir.

2 ATALETSEL NAVİGASYON SİSTEMLERİ TEMEL BİLGİSİ

Ataletsel navigasyon, bir aracın hızının ve konumunun belirli bir referans çerçevesine göre belirlenmesi için aracın kendine ait atalet tepkilerinin kullanılmasıdır.

Ataletsel seyrüsefer sistemleri basit anlamda, birbirine dik olarak yerleştirilmiş ivmeölçer ve dönüölçer uçlülerinden oluşmaktadır. Ataletsel navigasyon, algılayıcıların monte edildiği aracın ivmesinin elde edilip, hızı ve yönelimi verecek şekilde tümlev alınmasıyla hesaplanır. Böylece dışarıdan herhangi bir sinyal almaya gerek duymadan, cihazın konumu tespit edilebilir. Ataletsel navigasyon otonom bir yön tayin ve tespit tekniğidir. Ataletsel algılayıcılardan alınan verilere harekete başlama anındaki konumdan türetilen hesaplama yöntemi uygulanarak konum, hız ve yönelim değerleri hesaplanır. Bu sayede başlangıç konumdan türetilen hesaplama ile aracın önceki pozisyonu ve ataletsel algılayıcılar kullanılarak mevcut pozisyonu elde edilmektedir. Ancak ataletsel navigasyon sisteminin çalışma prensibi, algılayıcı kaynaklı hata ve gürültülerin uzun süren navigasyon uygulamalarında zamanla artmasına neden olmaktadır. Bu sebeple ataletsel navigasyon sistemleri zaman alan kullanımlarda istenilen sonuçlara ulaşmak amacıyla diğer konumlama sistemleriyle (KKS vb.) birlikte kullanılır.



Şekil 2.1 Ataletsel Navigasyon Sistemi Çalışma Prensibi [10]

Varolan uygulamaların genelinde ANS(ataletsel navigasyon) ile KKS(uydu navigasyonu) birlikte kullanılarak adeta bir tümleşik sistem gibi birbirlerinin eksiklerini dengelemektedirler. ANS de yer alan algılayıcıların orantı katsayısı, sabit kayma gibi hatalarından dolayı elde edilen konum bilgisinin zamanla sapması ve ilk konum bilgisine ihtiyaç duyması bu sistemin en belirgin dezavantajlarından. KKS ise sinyalle haberleştiği için gelen yayının bozulması veya etkileşmesi gibi durumlardan etkilenmektedir. Aşağıdaki çizelgede KKS ile ANS'nin karşılaştırılması verilmiştir.

Çizelge 2.1 KKS ile ANS Karşılaştırma Tablosu [10]

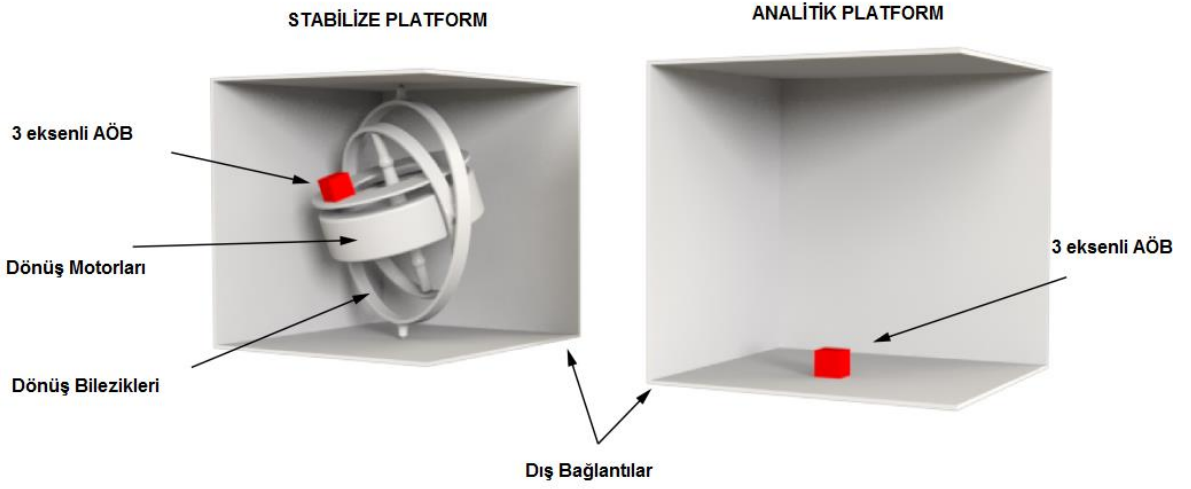
Özellikler	ANS	KKS
Yerçekimine Duyarlılık	Evet	Hayır
Doğruluk	Kısa süreli iyidir.	Uzun süreli iyidir.
İlk Konum İhtiyacı	Evet	Hayır
Otonomluk	Evet	Hayır
Yayın Bozulması	Dayanıklı	Dayanıksız
Veri Hızı	Hızlı	Yavaş

Genel olarak, atalet sistemleri 3 ortogonal eksen etrafındaki hareketleri ölçer. Bunun için 2 tane belirlenmiş metod mevcuttur:

- i. Analitik Platform
- ii. Stabilize Platform

Analitik sistemlerde, ataletsel algılayıcılar hareket halindeki düzlemin gövdesi üzerine sabit bir şekilde montajı yapılır. Dönüölçerler monte edildiği aracın duruşunu izleyerek aracın açısız durumunu çalıştırdığı bir algoritma ile hesaplar. İvmeölçer verileri ise hesaplanan dönüşüm değerleri ile navigasyon eksenine dönüştürülür. Dönüştürülmüş ivme değerleri analitik sistem koordinat ekseninde hıza entegre edilir. Analitik sistemlerde dönüölçerler stabilize sistemde olduğu gibi hareketi sınırlamaya çalışan algılayıcılar olarak hareket halinde değildir.

İki platformu kıyasladığımızda ise Analitik sistemler, azaltılmış mekanik karmaşıklık, geniş sıcaklık aralığında çalışma ve sistemin ağırlığı ve hacmi Stabilize sisteme göre daha azdır ve daha az güç tüketmektedir. Bu gibi nedenlerden dolayı Analitik platform yapısı günümüzde daha çok tercih edilmektedir. Analitik sistemin hata yayılması Stabilize sistemin hata yayılması ile aynı yasaları takip eder ancak Analitik sistemde hatalar daha çok aracın yörüngesine bağlıdır çünkü hava aracı manevra yaptıkça açısal durumu değişir [1].

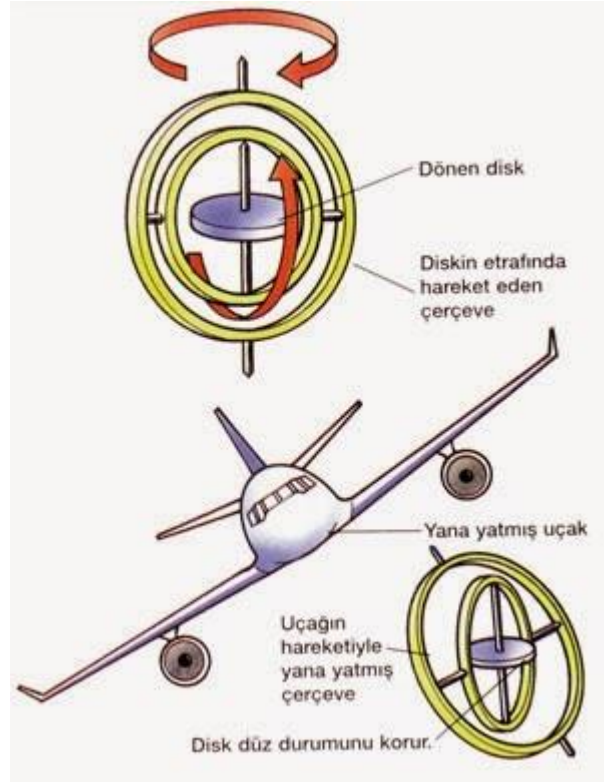


Şekil 2.2 Stabilize ve Analitik Platform Yapıları [4]

Stabilize platform yapısında, dönüölçerler ve ivmeölçerler bir bilezik (gimbal) sisteminin içersindeki bir platforma sabitlenir. Dönüölçerlerden alınan açısal değişimler geri besleme yoluyla bilezik sisteminin sürücü devresine iletilir. Bu sistem bileziklerdeki motorları döndürerek dönüölçerlerin algıladığı açısal değeri sıfırlamaya çalışır. Bilezik servoları servodaki hata değerlerini sıfıra yakın tutar ve AÖB sistemi uçağın yaptığı manevralardan etkilenmez. Böylece platform üzerindeki ivmeölçerler ve dönüölçerler aracın hareketinden bağımsız hale getirilerek sistem ataletsel olarak kararlı duruma geçirilmiş olur.

Çizelge 2.2 Platform Sistemlerinin Kıyaslanması [11]

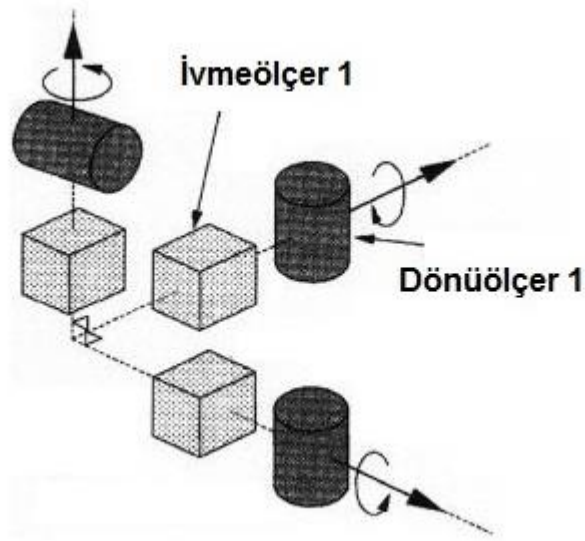
Özellikler	Stabilize Sistem	Analitik Sistem
Kütle	Ağır	Hafif
Hacim	Büyük	Küçük
Performans	Yüksek	Daha Düşük
Doğruluk	Daha Düşük	Yüksek
Dayanıklılık	Düşük	Daha Yüksek



Şekil 2.3 Stabilize Sistemde Açısal Hız Sıfırlama [2]

2.1 Ataletsel Algılayıcılar

Ataletsel algılayıcılar ivmeölçer ve dönüölçer olmak üzere iki kapsamda incelenmektedir. Tek ekseninde ölçüm alabilen ivmeölçer ve dönüölçerin herbirinden 3 tane olmak koşuluyla birleşmesiyle oluşan yapıya ataletsel ölçüm birimi (AÖB) ismini veririz. AÖB 3 ekseninde ivme ve açısal hız ölçmemizi sağlayan sistemdir. Ataletsel algılayıcıları kullanım alanlarına ve performanslarına göre çeşitli gruplara ayırabiliriz.



Şekil 2.4 AÖB Bileşenleri [5]

2.1.1 İvmeölçerler

İvmeölçerler, hareketli bir cismin belirli bir yöndeki ivmesini algılamaya yarayan bir algılayıcı çeşitidir. Genel mekanizma olarak kütle yay sistemini baz alan ivmeölçer ölçme prensibi olarak Hooke Yasası ve Newton'un 2. Yasası'na dayanır. Newton'un 2. Yasası'na göre kütle üzerindeki kuvvet $F=ma$ 'dır. Hooke Yasası'na göre ise, üzerindeki kuvvet $F=kx$ 'tir. Sistemde bu iki kuvvet eşit olduğundan $ma=kx$ olarak yazılmaktadır. Buradan çıkarılan sonuç, yayın uzama miktarı kütle ivmesi ile doğru orantılıdır.

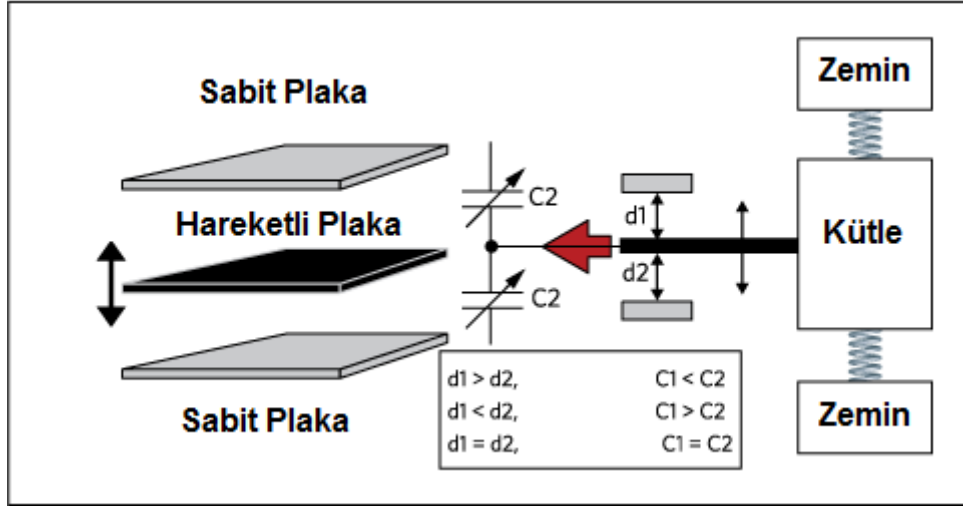
İvmeölçer, yayın uzama miktarını yapısında barındırdığı çeşitli algılayıcılar kullanarak hesaplar ve ivme bilgisine ulaşır. İvmeye duyarlı eksen boyunca uygulanan ivmenin büyüklüğü, ivmeye bağlı olarak elektriksel çıkışlara dönüştürülür. İvmeölçerlerde kullanılan kütleyle sismik kütle adı verilir. Yay yerine başka bükülebilen malzeme de kullanılabilir.

Bütün ivmeölçerler Şekil 2.5 'te belirtilen basit ivmeölçer yapısından oluşmaktadır. Bu yapı kütle, yay, hareketli plakaya sahip kapasitörler ve sinyal üretici bulundurur. Kütle bağlı bulunduğu eksen boyunca hareket etmekte serbesttir. İvmeölçer algılayıcısının monte edildiği araca eksen boyunca kuvvet uygulandığında, başlangıçta kütle hızını muhafaza edecektir. Bunun sonucunda hareket eden kütle ile yaylardan biri gerilirken diğeri sıkışacaktır. Gerilen ve sıkışan yaylar dışarıdan uygulanan kuvvet ile oluşan ivme eşitlenene kadar kütle hareket edecektir. Kütlenin içinde bulunduğu kutuya göre en son konumu uygulanan ivme ile doğru orantılı olacaktır [6]. Bunun sonucunda bütün ivmeölçerler özgül kuvveti kısaca ortamdaki kendi eksenine ait ivmeyi algılamaktadır.

Dünya üzerinde hareketsiz bir cismin ivmesi, yerçekimi ivmesine eşit olduğundan ölçüm bu değer referans alınarak yapılır. Böylece İvmeölçerde hareketsiz bulunduğu durumda yerçekimi ivmesini ölçer. Bu durumda cismin dikey eksene (z ekseni) göre ivmesi hesaplanırken yer çekimi ivmesi hesaba katılmalıdır.

İvmeölçerler 3 ana başlıkta değerlendirilir. Bunlar; mekanik ivmeölçerler, kuvars ivmeölçerler ve MEMS ivmeölçerlerdir. Her gruba ait algılayıcılar birbirlerinden farklı hata karakteristiklerine ve dolayısıyla değişik uygulama alanlarına sahiptirler.

MEMS tipi algılayıcılar günümüzde varolan mekanik ve elektrik sistemlerin çok küçük boyutlarda tasarımı yapılmış halleridir. MEMS algılayıcıların küçük boyutu, düşük fiyatı ve yüksek güvenilirliği piyasada en çok tercih edilme nedenlerinden bazılarıdır. Günümüzde MEMS algılayıcıların kullanıldığı sistemler 0,5-1g ivme seviyelerinden 1000g ivme seviyelerine kadar ölçüm yapabilmektedir.



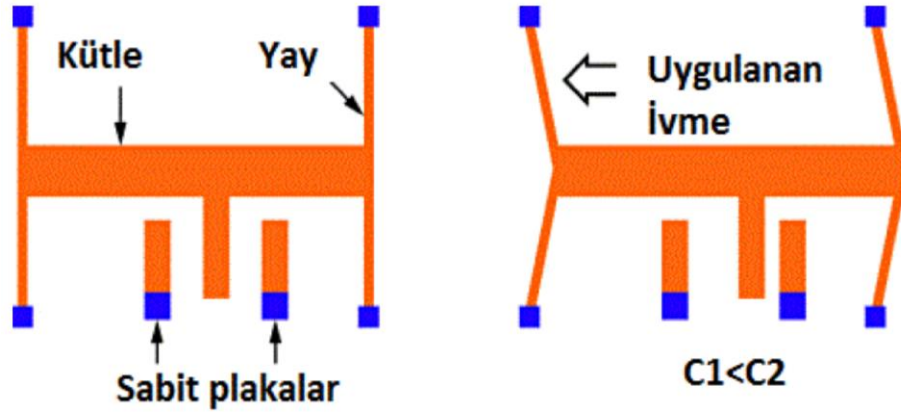
Şekil 2.5 Basit Yapılı İvmeölçer [7]

- Mikroelektromekanik Sistemler (**MEMS**) ile ilgili çalışmalar 1960' ların sonlarına doğru, tümeleşik devrelerin üretiminde yararlanılan yöntemlerinin mekanik ve elektriksel elemanların üretiminde de kullanılabileceğinin düşünülmesi üzerine başlamıştır [8].

MEMS ivmeölçerler algılama mekanizmalarına göre kapasitif, optik, piezoresistif, piezoelektrik, termal, tünel akımı, rezonans (resonant), manyetik olmak üzere çeşitli grupta incelenebilir.

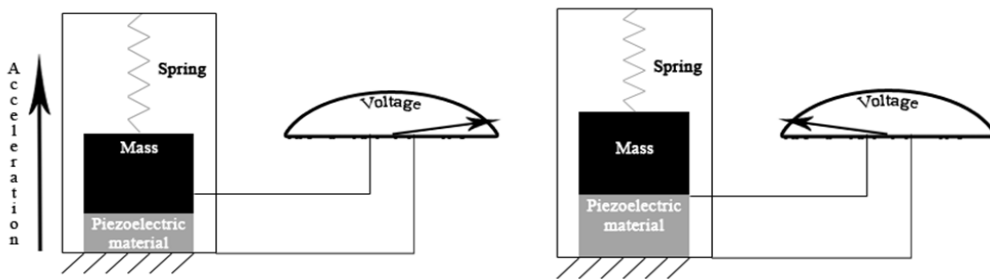
- **Kapasitif** İvmeölçerler ,mekanizma olarak sabit ve hareketli plaka kısımlarından oluşmaktadır. Herhangi bir ivme algılandığında sabit plakalar ile hareketli plaka arasındaki mesafeler değişir. Bu değişim kapasitanslardaki kapasite değerinin değişimine yol açar. Bu değişimin bağıntısı $C = \epsilon A/d$ 'dir. Bağıntıya göre plaka mesafeleri arasındaki mesafe ile kapasitans ters orantılıdır.

Kapasitif ivmeölçer, düşük maliyeti, doğrusal olması ve yüksek hassasiyete sahip olması nedeniyle bu projede kullanılmaya uygun görülmüştür.



Şekil 2.6 Kapasitif İvmeölçer İç Yapısı [7]

- **Optik** ivmeölçerler elektromanyetik girişime karşı daha dayanıklı olması, yüksek sıcaklıklarda çalışabilmesi ve performans olarak güçlü olması optik algılayıcıların avantajlarıdır ancak üretimleri diğer algılayıcılara göre daha zordur.
- **Piezoelektrik** ivmeölçerler, içinde bulunan kütle yay sisteminden elde ettiği ivmeyi bir piezoelektrik malzeme yardımıyla elektriksel sinyale çevirir. Piezoelektrik malzemenin özelliği ise mekanik basınç altında kaldığında basınca dik yönde elektriksel potansiyel üretmesidir. Piezoelektrik ivmeölçerlerin ölçüm kapasitesi geniştir fakat doğrusallıkları daha düşüktür.



Şekil 2.7 Piezoelektrik İvmeölçer İç Yapısı [7]

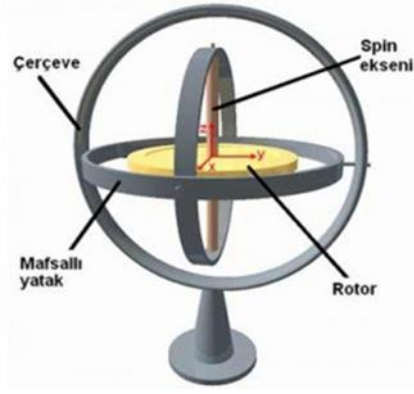
- **Piezoresistif** ivmeölçerler, ivmeyi deęişken direnç yardımıyla elektrik sinyallerine çevirir. Piezoresistif malzeme üzerine mekanik basınç uygulandığında, malzemenin empedansı basınca baęlı olarak deęişmektedir.
- **Termal** ivmeölçere dışarıdan bir ivme uygulandığında içinde bulunan sıcak hava kabarcığı hareket eder ve elektrotlar arasında bir sıcaklık farkı oluşur. Bu tip algılayıcılarda ivme sıcaklık farkına göre algılanır.
- **Rezonans** ivmeölçerlere dışarıdan bir ivme uygulandığında kazanılan kuvvet algılayıcının rezonans frekansını deęiştirir. Bu tip algılayıcının doğrusal olmaması en büyük dezavantajları arasındadır.
- **Tünel** akımı ivmeölçer, birbirlerine yakın olarak yerleştirilmiş iletken tabakalar arasındaki tünel akımını kullanarak algılama yaparlar. Üretiminin zor ve maliyetli olması bu tip algılayıcıların gelişmesini engellemektedir.

2.1.2 Dönüölçerler

Dönüölçerler, bir cismin belirlenmiş eksen etrafındaki açısal hızını ölçen ve dönü değerlerine çeviren cihazlara verilen genel isimdir. Dönüölçerler genellikle, aracın dönüş yönünün tersine cevaplar vererek, aracı dengede tutmaya çalışırlar. Kısacası, açısal momentumun korunması ilkesine dayanan algılayıcı çeşitidir.

İlk olarak 1817'de J. Bohnenberger tarafından icat edilmiştir. Adı 1852'de Dünya'nın dönüş hareketini incelemeye çalışsan J. Foucault tarafından verilmiştir.

Dönüölçer, dönen bir silindir, rotor ve eksenden oluşur. Eksen, rotor içinde dönebileceęi bir çember üzerine yataklanmıştır.



Şekil 2.8 Bohnenberger Dönüölçeri

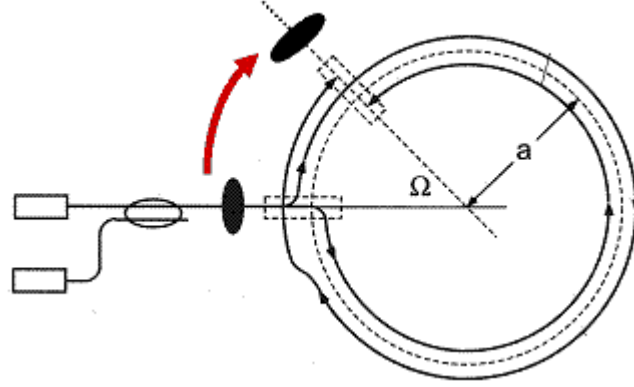
Gelişen teknolojiye bağılı olarak farklı dönüölçer çeşitleri üretilmiştir. MEMS dönüölçerler, Mekanik dönüölçerler, optik dönüölçerler piyasada kullanılan en yaygın çeşitler arasındadır.

Optik dönüölçerler; güdümlü füzeler, kara, hava, deniz araçları navigasyon uygulamalarında kullanılır. Algılayıcı boyutlarının küçük olması, hafif olması ve fiyat açısından daha ucuz olması açısından MEMS dönüölçerler kısa süreli navigasyon uygulamalarında diğere dönüölçerlere göre avantaj sağlamaktadır.

- **Optik** dönüölçerler, ışık kaynağından çıkan ışın, ışık bölücü tarafından ikiye ayrılır ve fiber optik sargının iki farklı tarafından verilir. Elde edilen iki ışında algılayıcıya yansıtılır ve girişime bakılır.

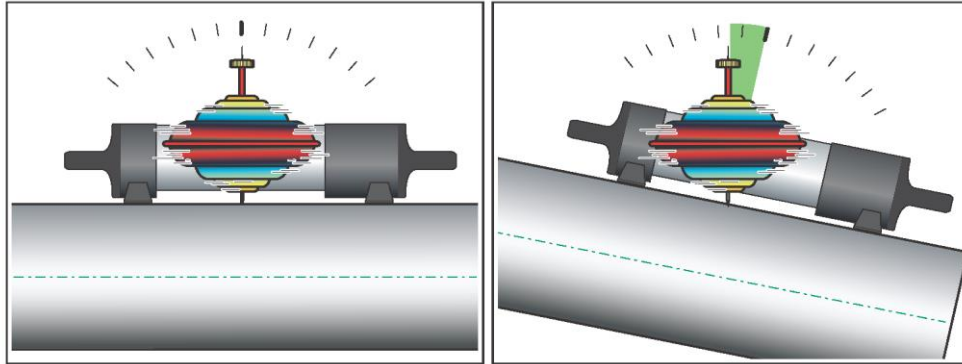
Işınların dönüş süreleri arasındaki fark bize açısal bir hareketin olduğunu anlatır. Sagnac etkisine göre, dönüş yönünün tersine ilerleyen ışın, dönüş yönünde ilerleyen ışına göre daha az yol alır. Oluşan faz farkı dönüş açısının belirlenmesinde kullanılır.

Geniş çalışma aralığına sahip olması, çalışma ömrünün uzun olması, çeşitli çevresel koşullardan bağımsız olması optik dönüölçerlerin belli başlı avantajlarındandır. Optik dönüölçerler, hassas oldukları için askeri amaçlı uygulamalarda en çok kullanılan algılayıcılardandır..



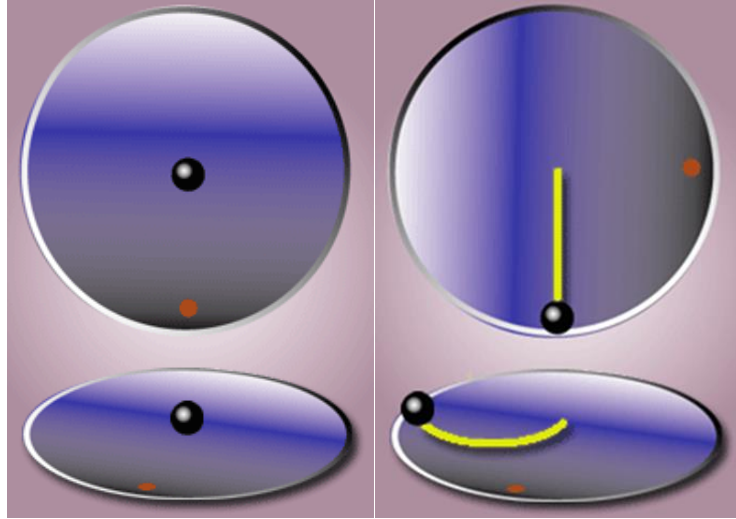
Şekil 2.9 Fiber Optik Dönüölçer

- **Mekanik** dönüölçerler, yapı olarak temelinde Bohnenberger dönüölçeri, yatmaktadır. Gemilere yerleştirlen bu tip büyük dönüölçerler dalgalara karşı gemilerin devrilmesini önleyip, düzgün bir şekilde yol almasını sağlardı.



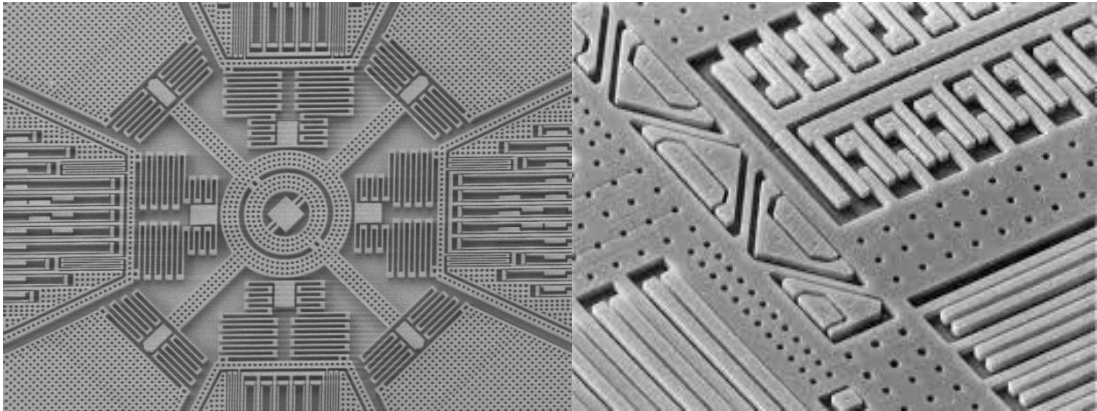
Şekil 2.10 Mekanik Dönüölçerlerin Çalışma Mantığı

Coriolis Etkisi, en kolay, dönen bir platformun merkezinden karşı tarafına doğru hareket etmeyle anlaşılabilir. İlerlenen tarafa doğru hareketlinin dik açıyla itildiği görülür. Bu etkiye Coriolis Etkisi denir. Dünyanın kendi etrafında dönüşü de bu etkiye bir örnektir.



Şekil 2.11 Coriolis Etkisi

- **MEMS** dönüölçerler, mikron büyüklüğündeki mekanik yapıları ve elektronik devreleri içinde bulunduran cihazlardır. Kütle veya kütlelerin titreşimi ilkesine dayanarak ölçüm verirler. Kütle hareketlerinin sebebi ise Coriolis etkisidir. Aracın duruşundaki değişimlerin algılanması için kapasitif algılayıcılar kullanılır. Mems algılayıcıların performansının geliştirilmesi için açılış hataların kalibre edilmesi gerekir.

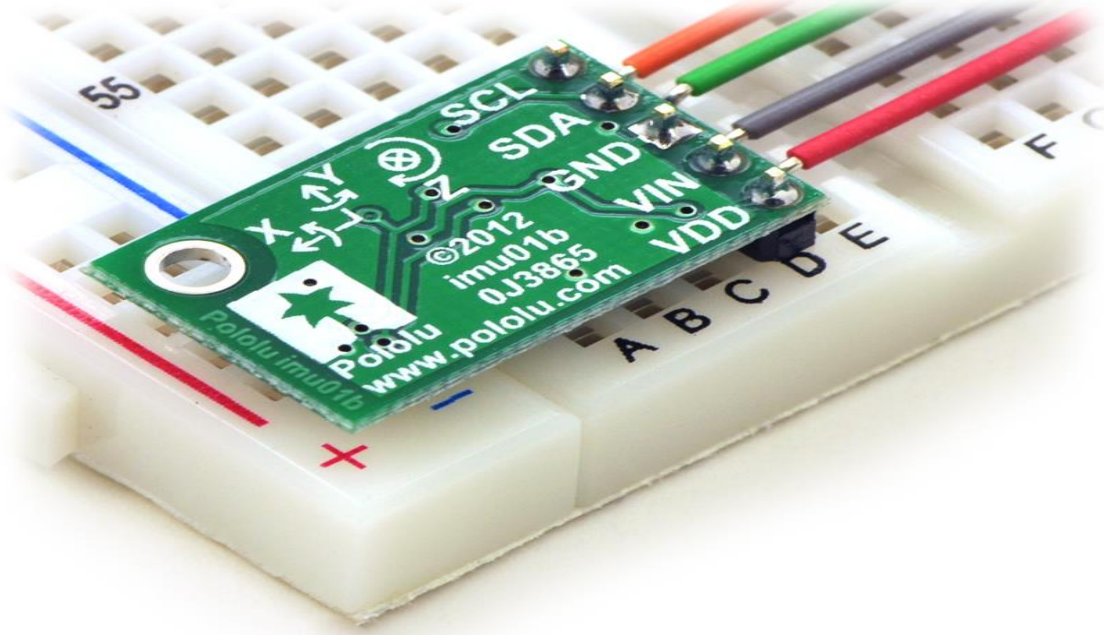


Şekil 2.12 MEMS Dönüölçer Mekanik Yapısı

3 ALGILAYICI ANALİZİ VE VERİLERİN TOPLANMASI

Tez kapsamında kullandığımız verilerin elde edilmesini sağlayan yapı denetleyicimiz Arduino ve sensörümüz Pololu marka imu01b modelinden oluşmaktadır. Arduino kendine ait derleyicisi olması nedeniyle kolay programlanabilen bir yapıya sahiptir. Sensör ile denetleyici arasındaki haberleşme protokolü I²C olduğu için sensörün seri iletişim girişi (RX) ve seri iletim çıkışı (TX) pinleri kullanılmıştır. Aşağıda kullandığımız ataletsel sensöre ait bilgiler verilmiştir.

- Voltaj aralığı: 2.5V – 5.5V
- Max. Çekilen akım değeri: 6mA
- Sayısal veri çıkışı:
 - İvmeölçer :10 Bit (her eksen için)
 - Dönüölçer: 10 Bit (her eksen için)
- Ölçüm aralığı:
 - İvmeölçer: ±2, ±4, ±6, ±8, veya ±16 g
 - Dönüölçer: ±245, ±500, veya ±2000°/s
- Sensör boyutu: 20 mm × 13 mm × 3 mm
- Duyarlılık: 17.5 mdps/digit
- Çalışma sıcaklığı: min. -40, max. +85



Şekil 3.1 Pololu imu01b AÖB Algilayıcısı

Şekil 3.1' de özellikleri verilen algılayıcıdan elde edilen veriler ham veriler olduğu için işlemcinin analog sayısal dönüştürücüsüne bağlı bir aralık elde edilmiştir. Hesaplama aşağıda ayrıntılı olarak belirtilmiştir.

Algılayıcı 3.3V ile beslendiği için ve sayısal çeviricimiz 10 bitlik olduğu için :

$$\text{İvme değeri} = (\text{Sensör adc çıkışı} * V_{\text{ref}}/1023 - \text{Sıfır g değeri}) / \text{Duyarlılık}$$

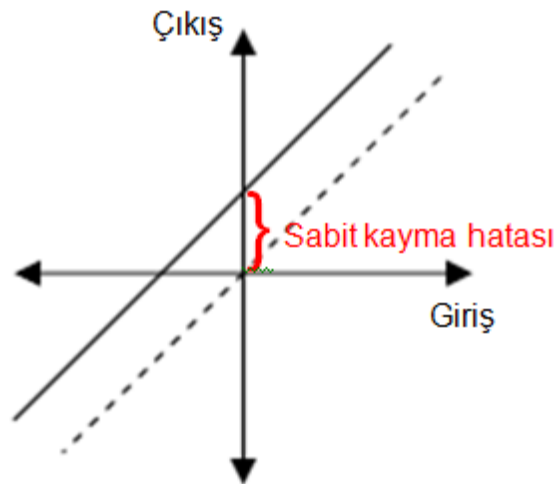
Yapılan hesaplama üç ekseninde uygulanarak istediğimiz algılayıcı çıktıları elde edilmiş olur. Ancak bu değerler hiçbir filtreleme işleminden geçmediği için gürültülü ham verilerdir. Algılayıcı hataları ve gürültü değerleri 4 numaralı konu başlığında detaylı incelenmiştir.

4 ATALETSEL ALGILAYICI HATA ANALİZİ VE MODELLENMESİ

Ataletsel algılayıcılar, fiziki yapıları sonucu çeşitli hata kaynaklarına sahip olurlar. Bu hata kaynakları iki ana gruba ayrılır; deterministik (sistemik) hatalar ve olasılıksal hatalar. Deterministik hatalar olasılıksal hatalara göre daha kolay belirlenir ve düzeltilir. Çeşitli kalibrasyon testleri sonucu kolaylıkla belirlenebilen deterministik hatalar, algılayıcı çıktıları üzerinden kullanım süresince kalibrasyon ile telafi edilir. Sabit kayma, orantı katsayısı ve eksenel kaçıklık hatası başlıca deterministik hataların kaynaklarıdır. Kalibrasyon yoluyla üstesinden gelinebilen bu hataların dışında rasgele yapıda belirlenmesi zor hata kaynakları da vardır. Bu hataları belirlemek için algılayıcıların girişine bilinen değerler uygulanır ve karşılık olarak algılayıcı çıktıları incelenir.

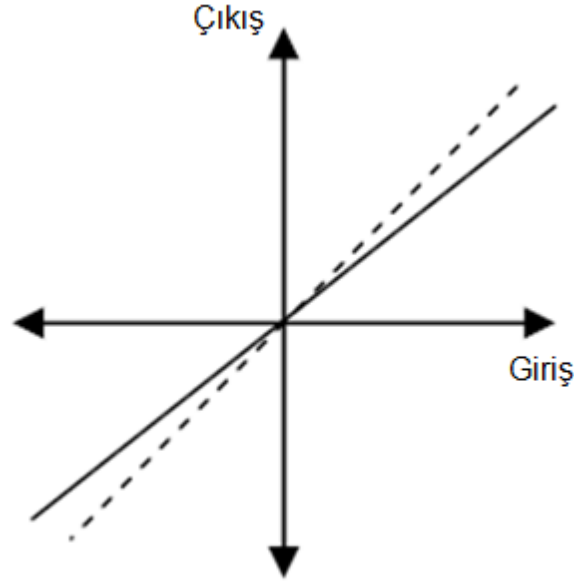
4.1 AÖB Hata Kaynakları

- **Sabit Kayma Hatası**, Algılayıcıya dışarıdan herhangi bir müdahale uygulanmadığı durumda ölçülen değerlerdir. Laboratuvar ortamında yapılan uygun kalibrasyon testleri ile önceden belirlenebilir. Bu değerler g veya mg düzeylerindedir.



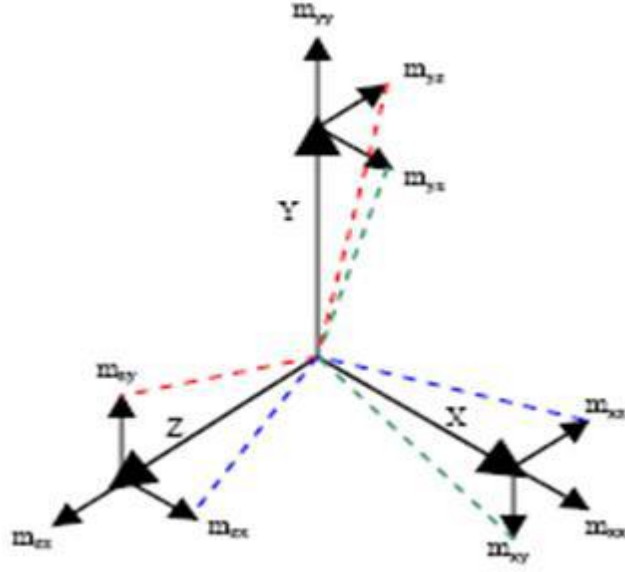
Şekil 4.1 Sabit Kayma Hatası Gösterimi [20]

- **Orantı katsayısı hatası**, algılayıcının girişine göre çıkışının nasıl değiştiğini belirler ve çıkışın girişe oranı olarak temsil edilir. Ppm (part per million) olarak ifade edilir.



Şekil 4.2 Orantı Katsayısı Hatası Gösterimi [20]

- **Eksenel Kaçıklık hatası**, AÖB'inde bulunan 3 algılayıcının birbirine dik olarak monte edilmemesi sonucunda harici kaçıklık oluşurken, algılayıcının fabrikada üretimi sırasında oluşan eksenel kaçıklık ise dahilidir. Pozitif ve negatif yönde yapılan kalibrasyon testleri ile hata telafi edilebilir. Eksenel kaçıklığın olmadığını, tek bir eksendeki hareketimizde diğer eksenlerde herhangi bir değer gözlenmediğinde karar veririz. Bu hata mrad(mili radyan) ile temsil edilir.



Şekil 4.3 Eksenel Kaçıklık Hatası Gösterimi [20]

- **Rasgele sensor gürültüsü**, yüksek frekansa bağlı gürültü terimleri (Gauss-Markov gürültüsü, nicemleme gürültüsü vb.)

5 ADAPTİF KALMAN FİLTRESİ İLE AÖB MODELLEMESİ

5.1 Kalman Filtresi ile Modelleme

Kalman Filtresi 1950'li yıllarda matematiksel sistem teorisi üzerinde çalışan Rudolf Emil Kalman tarafından keşfedilmiş ancak 1960'lı yıllara kadar net bir sonuca ulaşılamaması ve halen duyulan şüpheler dolayısıyla kullanımı gecikmiştir [12]. 1960 yılında ilk kez navigasyon sisteminde kullanıldıktan sonra giderek yaygınlaşmış ve özellikle havacılık, uzay ve savuna sanayi alanlarında çok önemli gelişme sağlamıştır.

Kalman filtresi, yinelemeli olarak çalışan bir yandan sistemin durumu tahmin ederken, diğer yandan algılayıcıdaki hatayı olabildiğince minimize eden kısaca sürekli gerçek değere ulaşmaya çalışan bir filtredir. Modelin önceki bilgileri ile birlikte giriş ve çıkış bilgilerinden sistemin bir sonraki durumunu tahmin edebilen matematiksel ifadelerden oluşan bir filtredir. Kalman Filtresi, geleneksel kestirim algoritmalarında olduğu gibi filtreleme özelliğine ek olarak, sistemin elde edilemeyen durumlarını tahmin etmek için çok başarılı ve yetenekli bir filtredir.

Model tahmini, filtreleme sırasında elde edilen gözlemler ile karşılaştırılır. Aradaki fark, Kalman kazancı olarak adlandırılır. Sıradaki tahminleri iyileştirmek için modele geri besleme ile girdi olarak uygulanır. Kalman kazancı performansı geliştirmek için değişken yapılıdır. Eğer filtre kazancı yüksekse, filtre gözlemleri tahminlere göre daha yakın takip edilir. Eğer filtre kazancı düşükse, bu seferede filtre model tahminlerini gözlemlere göre daha yakın olarak takip edilir. Böylece bilinmeyen değerlere, model tahminlerine dayanarak elde edilebilen tahminlerden daha başarılı tahminler saptanır [13].

Kalman filtresi, sistemin durumlarını tahmin eder, karşılaştırır, günceller ve daha iyi tahmin sonuçları elde eder. Devamlı olarak tahmini iyileştirmede çalışan başarılı bir filtredir.

Kalman filtresini daha iyi anlamak için süreç durum uzay modelini inceleyecek olursak; durum uzay modeli, durumunun (x) sayısal bir vektör ile temsil edildiği sürecin matematiksel modelidir. Durum uzay modelleri iki ayrık model ile temsil edilirler. Bu modeller; zaman içerisinde durumun nasıl ilerlediğini belirten süreç modeli ve süreçten ölçümlerin nasıl alınacağını belirten özellikle de gürültülü veya doğru olmayan ölçümleri kullanan ölçüm modelidir [14].

5.1.1 Durum- uzay modeli

Durum-uzay modeli, sistemin durumunu belirten fakat gözlenemeyen $\{x_k, k = 0,1,2, \dots\}$ değişken süreci ile ilgili bir durum eşitliği ve gözlenebilen $\{y_k, k = 0,1,2, \dots\}$ değişken süreci ile ilgili bir gözlem (ölçüm) eşitliğinden oluşan ifade modelidir.

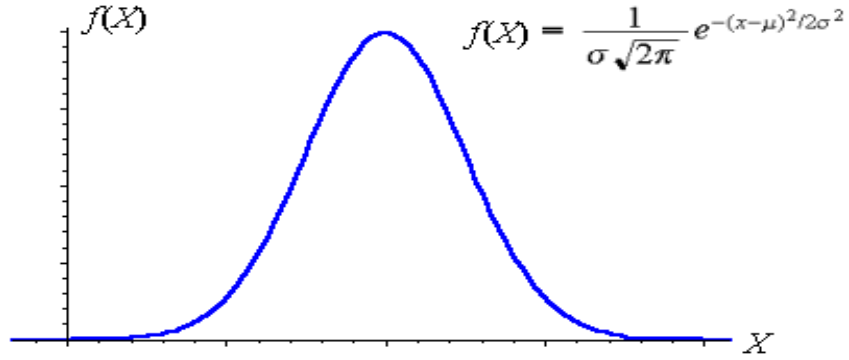
$$\begin{aligned} x_{k+1} &= \Phi_k x_k + G_k w_k \\ y_k &= H_k x_k + v_k \end{aligned} \quad (1)$$

Tahmin/Ölçüm güncelleme (1) denklemlerindeki bilinmeyenler:

- k : durumları gösterir,
- $x_k \in R^n$: durum vektörünü temsil eder,
- $y_k \in R^m$: gözlem vektörünü temsil eder,
- \hat{x}_{k-1} : k-1 durumundaki tahmini temsil eder,
- P_{k-1} : hata kovaryansının önceki durumunu temsil eder,
- G_k, Φ_k, H_k : sistemin durum matrisleridir ve transfer fonksiyonundan elde edilir,
- K_k : Kalman Kazancı
- y_k : k durumunda ölçüm değeri,
- w_k, v_k : normal dağılıma sahip ilişkisiz beyaz gürültü süreçleri,
- Q_k, R_k : sırasıyla işlem ve ölçüm kovaryans matrislerini temsil eder.

Kalman süzgecinin ölçüm gürültüsünün ve işlem gürültüsünün normal dağılımlı ve birbirinden bağımsız olduğu kabul edilir. 'Gauss dağılımı' olarak bilinen bu eğri sürekli ve olasılıklı bir fonksiyondur.

Normal dağılım eğrisi fonksiyonu;



Şekil 5.1 Gauss Dağılım Grafiği

Bu durumda Kalman filtresi,

$$P_{k/k-1} = \Phi_{k-1} P_{k-1} \Phi'_{k-1} + G_{k-1} Q_{k-1} G'_{k-1} \quad (2)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k/k-1} \quad (3)$$

$$K_k = P_{k/k-1} H'_k (H_k P_{k/k-1} H'_k + R_k)^{-1} \quad (4)$$

$$\hat{x}_{k/k-1} = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1} \quad (5)$$

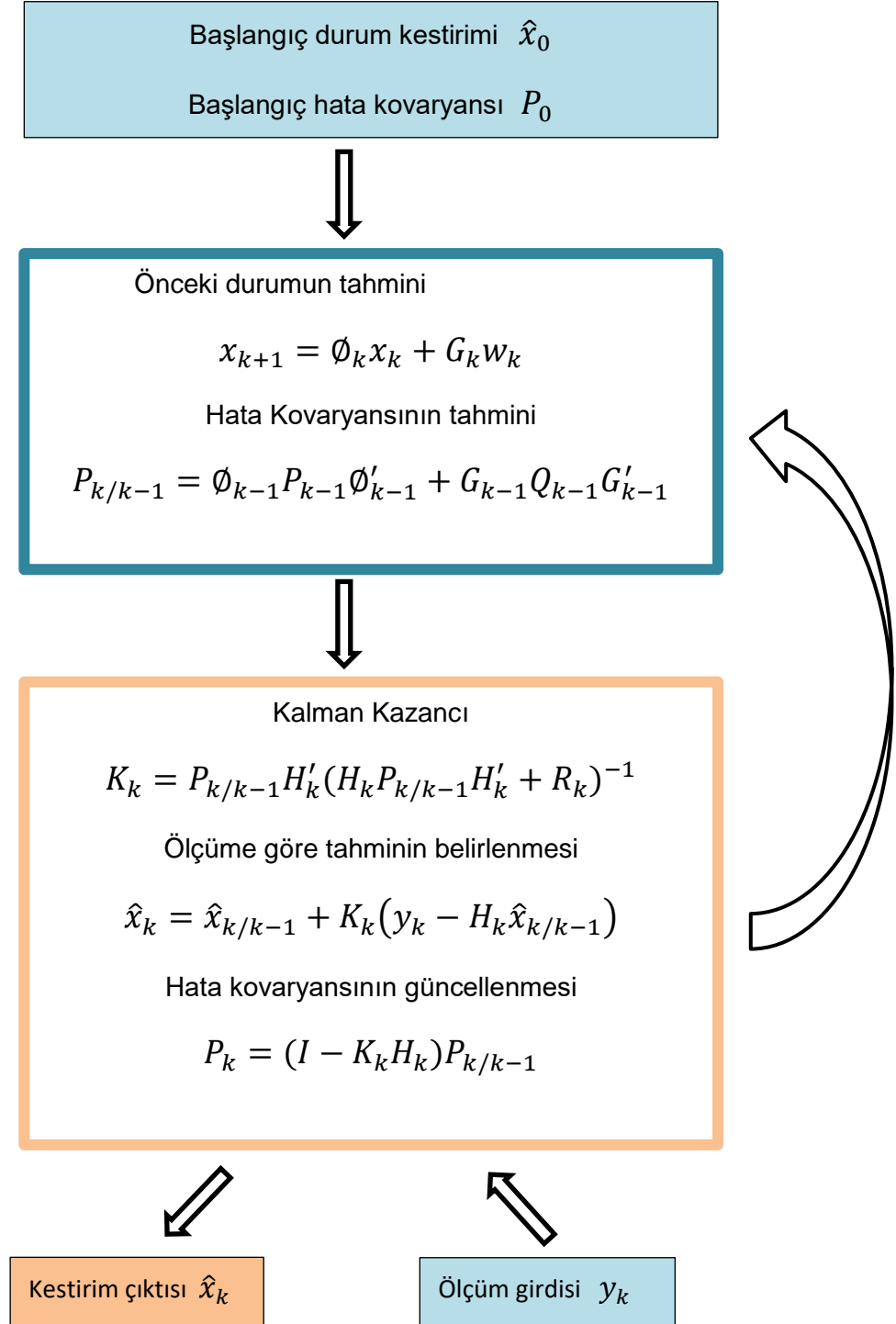
$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (y_k - H_k \hat{x}_{k/k-1}) \quad (6)$$

(2,3,4,5,6) eşitlikleri ile ifade edilir. Kalman filtresi, kurduğumuz sistemi tam olarak temsil edebiliyorsa durumun tahminleri en iyi sonucu verecektir.

Kalman filtresinin iřleyiři iki durumda farklılık gsterir. Birinci durumda modelin mkemmeli olmayıřı, dięer durumda ise lmlerin mkemmeli olmayıřıdır. Bu durumu Q ve R deęerleri ile temsil edersek,

- Q deęerini R deęerinden daha byk alırsak modelimizle ilgili sıkıntılıarın daha belirgin olduęunu varsayıyoruz ,
- R deęerini Q deęerinden daha byk alırsak lmlerle ilgili sıkıntılıarın daha baskın olduęunu varsayıyoruz [15].

5.1.2 Kalman filtresi algoritması



Şekil 5.2 Kalman Filtresi Algoritması

5.2 Adaptif Kalman Filtresi ile Modelleme

Kalman filtresinin başarılı bir şekilde işletilmesi, gürültü süreçlerinin kovaryanslarının ve sistem modelinde yer alan matrislerin doğru bir şekilde bilinmesine bağlıdır. Fakat pek çok gerçek uygulamada belirttiğimiz bu değerler tam olarak bilinmediğinden sistem modeli ile gerçek arasında her zaman bir farklılık oluşur.

Kalman filtresinin sisteme entegre edilmesinde yanlış önsel değerlerin kullanılması, sistem matrislerinde ve gözlem matrislerindeki bilinmezler, filtrenin işletilmesi sırasında tahminlerin hatalı olmasına yada var olan hatanın giderek iraksamasına yol açacaktır. Bu gibi durumlarda vazgeçilmez olan adaptif filtrelerin amacı meydana gelen hataları ve iraksama problemini sınırlamaktır.

5.2.1 Adaptif kalman filtresi literatür taraması

Kalman filtresinin gerçek veriye göre uyum sağlayarak adaptif hale getirilmesi üzerine pek çok yöntem ve algoritma denenmiştir. Kalman filtresi üzerindeki çalışmalar başlıbaşına; kovaryans matrisindeki bilinmeyenlerin tahmin edilmesi, gözlemlerdeki eksiklik sonucu filtrenin bu duruma uyumu, sistem durum matrislerindeki belirsizlik ve bu değerlerin tahmini olarak sınıflandırılabilir.

Kalman filtresinde meydana gelen iraksama durumunu ortaya çıkararak ilk çalışmalara imza atan araştırmacılar Fagin [16] ve Fitzgerald [17] 'dir. Tsai ve Kurz [18], dayanıklı Kalman filtresinin geliştirilmesi için çeşitli çalışmalar yapmıştır. Mehra [19] , sistem modelinde var olan hata parametrelerinin kovaryanslarının bilinmediği durumda bu değerlerin tahmin edilmesi üzerinde çalışmış ve adaptif Kalman filtresi için çalışmalar yapmıştır. Beltran [20], AR (auto regressive) Kalman filtresi modeline ait parametrelerin tahmini üzerinde çalışmış, Kalman filtresindeki iraksama durumunun giderilmesi adına çalışmalar yapmış ve filtrede güçlendirmede bulunmuştur.

Xia et al [21] ,sistemin durum – uzay modelinin hatalı kurulması durumunda Kalman filtresinde meydana gelen ıraksama problemini ele almış ve filtrede bazı güçlendirmeler yaparak çeşitli algoritmalar önermiştir. Ayrıca modelde bulunan matrislerdeki bilinmeyenlerin incelenmesi hususunda çalışma yapmıştır.

5.3 Unutma Faktörü ile Kalman Filtresinin Adaptifleştirilmesi

Kalman filtresi kurduğumuz sistemin dinamiklerini iyi bir şekilde temsil ediyorsa, filtre en iyi tahmini verecektir. Fakat sistemin dinamikleri doğru bir şekilde temsil edilmemişse yani sistemimiz yanlış bir filtre modeline kurulmuşsa Kalman filtremiz yanlış çalışacaktır. Bu problemi aşmak amacıyla elimizdeki gözlemlerin eski gözlemlere göre daha fazla bilgi içereceğini bu sebeple varolan yeni gözlemleri üstel bir biçimde ağırlıklandırarak AÖB sistemimizin var olan durum-uzay modeline entegre ederek Kalman filtremizi adaptif hale getirmemiz gerekmektedir. (2) numaralı eşitlikten hatanın kovaryans matris eşitliğinin,

$$P_{k/k-1} = \Lambda_k \Phi_{k-1} P_{k-1} \Phi'_{k-1} + G_{k-1} Q_{k-1} G'_{k-1} \quad (7)$$

şeklinde olması gerekmektedir. Bu şekilde adaptif hale getireceğimiz Kalman filtresinin performansının unutma faktörü Λ_k ' nın değerine bağlı olduğu ve filtrenin sonucu en iyi olacak şekilde unutma faktörünün hesaplanması gerekmektedir. Bu tez çalışmasında AÖB ile oluşturulan sisteme uygulanan Kalman filtresinde yanlış model denendiğinde ortaya çıkan ıraksama problemi için filtremizi unutma faktörü ile adaptif hale getirerek kestirim performansını artıracak algoritma denenmiştir.

Adaptif filtremiz için çeşitli performans kriterleri üzerinde denemeler yapılmış ve filtrenin başarısı test edilmiştir. En iyi filtre kazancı elde edildiğinde aşağıda belirtilen artıklar vektörü, beyaz gürültü özelliğine sahip olur. Artıklar vektörü;

$$z_k = y_k - H_k \hat{x}_{k/k-1} \quad (8)$$

biçiminde tanımlanır.

Artıklar vektörü kovaryansı ,

$$C_{0,k} = E[z_k z_k'] = H_k P_{k/k-1} H_k' + R_k \quad (9)$$

eşitliği çıkarılır. Gerçek uygulamalarda sistem modelimizdeki gürültüden ve hatalı parametrelerden dolayı artıklar vektörü kovaryansı verilen kovaryans eşitliğinden farklılık gösterir.

Filtre kazancımızın en iyi olması durumunda ,

$$P_{k/k-1} H_k' - K_k C_{0,k} = 0 \quad (10)$$

eşitliğinin sağlanması gerekir. Kısaca filtremizin kazancı en iyi değere sahip olduğunda yukarıdaki eşitlik sağlanır. Bu durum adaptif filtremizin temelini oluşturan yapıdır. Unutma faktörü ile adaptifleştirme işleminde gözlenmiş veriler bizim için önemli olduğu ve unutma faktörü bu değerlere göre ağırlıklandırılacağı için $C_{0,k}$ bilinmeyen ardışık olarak elimizdeki gözlenmiş veriden aşağıdaki şekilde hesaplanır [22],

$$C_{0,k} = D_{1,k} / D_{2,k} \quad (11)$$

$$D_{1,k} = D_{1,k-1} / \lambda_{k-1} + z_k z_k' \quad (12)$$

$$D_{2,k} = D_{2,k-1} / \lambda_{k-1} + 1 \quad (13)$$

$$D_{1,0} = 0, D_{2,0} = 0 \quad (14)$$

λ_k unutma faktörü Xia et al [21] tarafından önerilen iki farklı algoritma ile hesaplanır.

- **Algoritma 1** : Q_k, R_k, P_0 parametreleri pozitif tanımlı ve H_k matrisi tam ranklı olmak koşuluyla, unutm faktörü,

$$\Delta_k = \mathbf{max} \left\{ 1, \frac{1}{n} \text{trace}[N_k M_k^{-1}] \right\} \quad (15)$$

(15) ile elde edilir. N_k ve M_k değerleri ,

$$M_k = H_k \Phi_{k-1} P_{k-1} \Phi'_{k-1} H'_k \quad (16)$$

$$N_k = C_{0,k} - H_k G_{k-1} Q_{k-1} G'_{k-1} H'_k - R_k \quad (17)$$

ile hesaplanır.

- **Algoritma 2** : Q_k, R_k, P_0 parametreleri pozitif tanımlı ve H_k matrisi tam ranklı olmak koşuluyla, unutm faktörü,

$$\Delta_k = \mathbf{max} \left\{ 1, \frac{\text{trace}(N_k)}{\text{trace}(M_k)} \right\} \quad (18)$$

ile elde edilir.

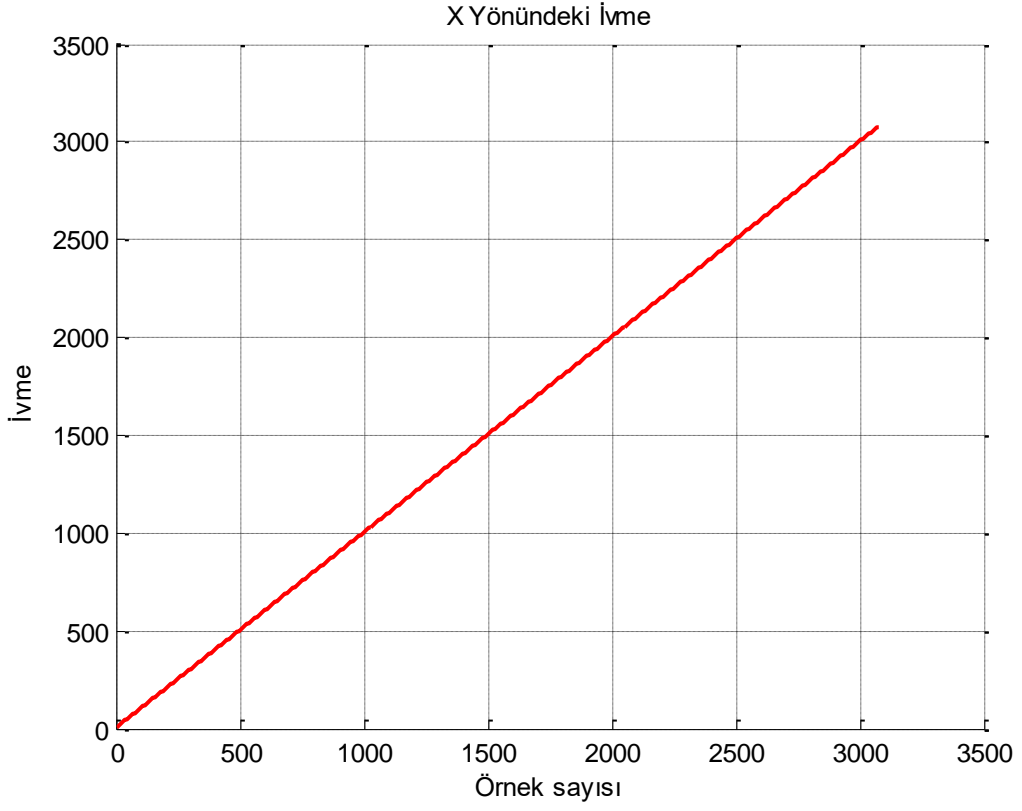
6 BENZETİM SONUÇLARI VE YORUMLAR

Tez çalışması kapsamında elde edilen benzetim sonuçları üç bölümden oluşmaktadır. AÖB verileriyle Kalman filtresi durum kestirimi, adaptif Kalman ile Kalman filtresinin karşılaştırılması, AÖB verilerinin yanlış model ve doğru model ile adaptif Kalman filtresine uyarlanmasıyla oluşmaktadır.

AÖB sensörlerinden farklı zaman ve farklı iterasyonlarda çeşitli ölçümler alınmıştır. Bu ölçümler bilgisayar üzerinden Matlab ortamına aktarılarak benzetim çalışmaları yapılmıştır. Tasarlanan algoritmanın sağlıklı çalıştığının gözleyebilmek için benzetim sonuçları arasında kıyaslamalar yapılmıştır. İlgili sonucun yorumları benzetim grafiği altında yer almaktadır.

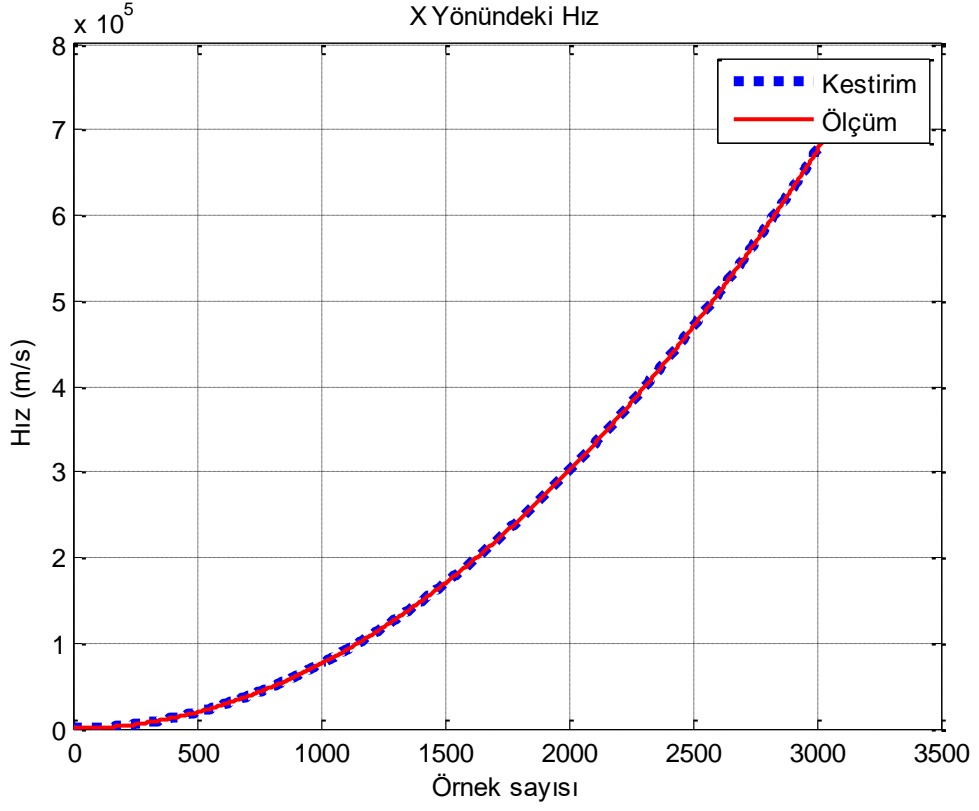
6.1 AÖB Kalman Filtresi Uygulaması

Matlab ortamında geliştirdiğimiz Kalman filtresi algoritmasının sağlıklı olarak çalıştığını gözlemlemek ve tutarlılığını ortaya koymak için yapay bir veri oluşturulmuştur.



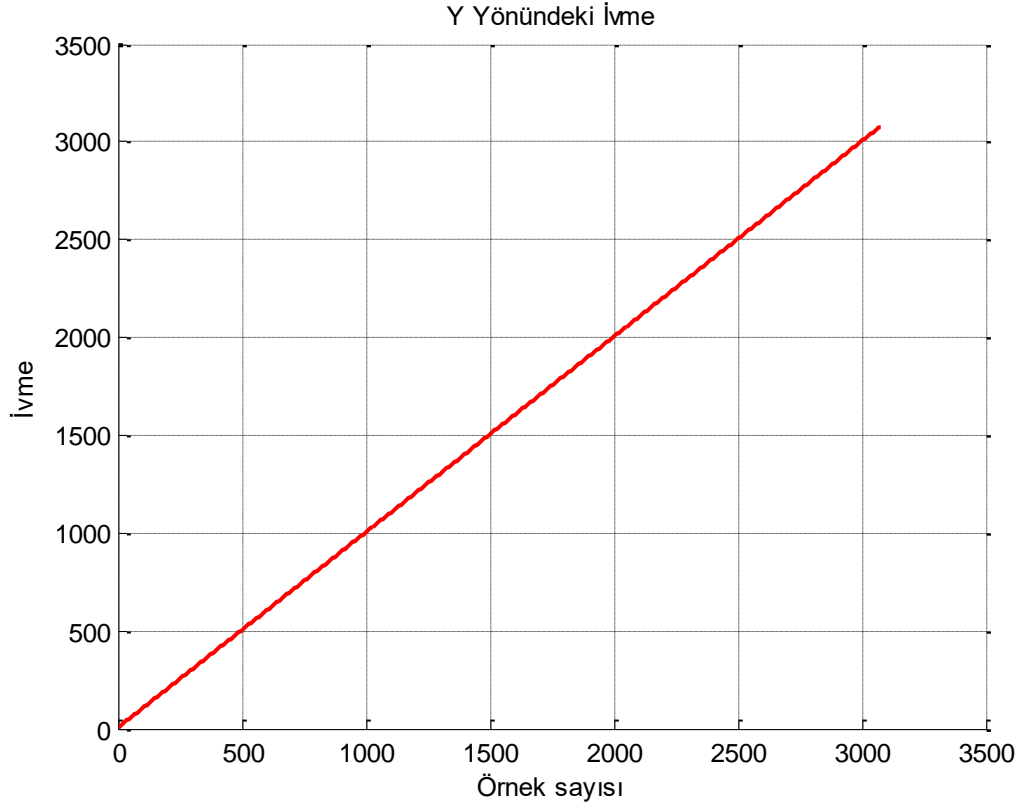
Şekil 6.1 X eksenini yönündeki ivme (yapay veri)

Her iki ekseninde (x ve y) ivmemiz sabit artan bir değer kabul edildiğinde elde edilen grafik Şekil 6.1 deki gibidir.



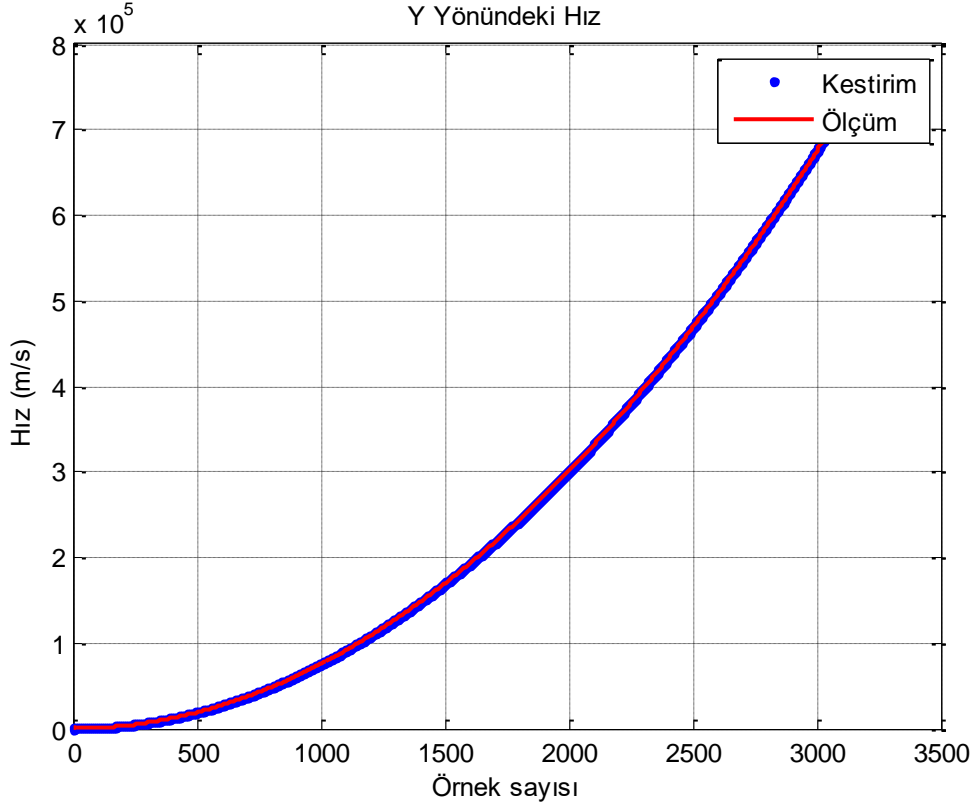
Şekil 6.2 X eksenini yönündeki hız (yapay veri)

X eksenini için oluşturulan yapay ivme verisi ile hızın hesaplanması ve Kalman filtresinden geçirilerek kestirilen hızın Şekil 6.2 'de, hesaplanan hız ile örtüştüğü gözlenmiştir.



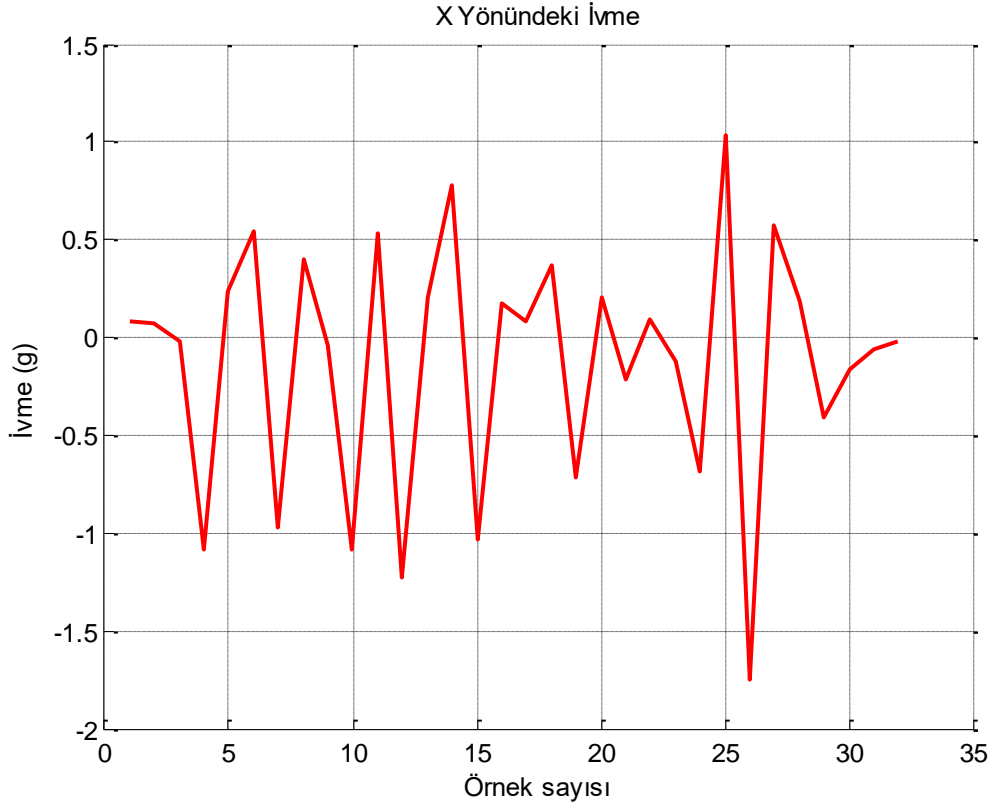
Şekil 6.3 Y eksenini yönündeki ivme (yapay veri)

Tek bir program üzerinden çalıştırılan kodun aynı anda her iki ekseninde sabit artan ivme kabulünde istediğimiz sonuçlar Şekil 6.2, Şekil 6.4 grafiklerinde yer almaktadır.



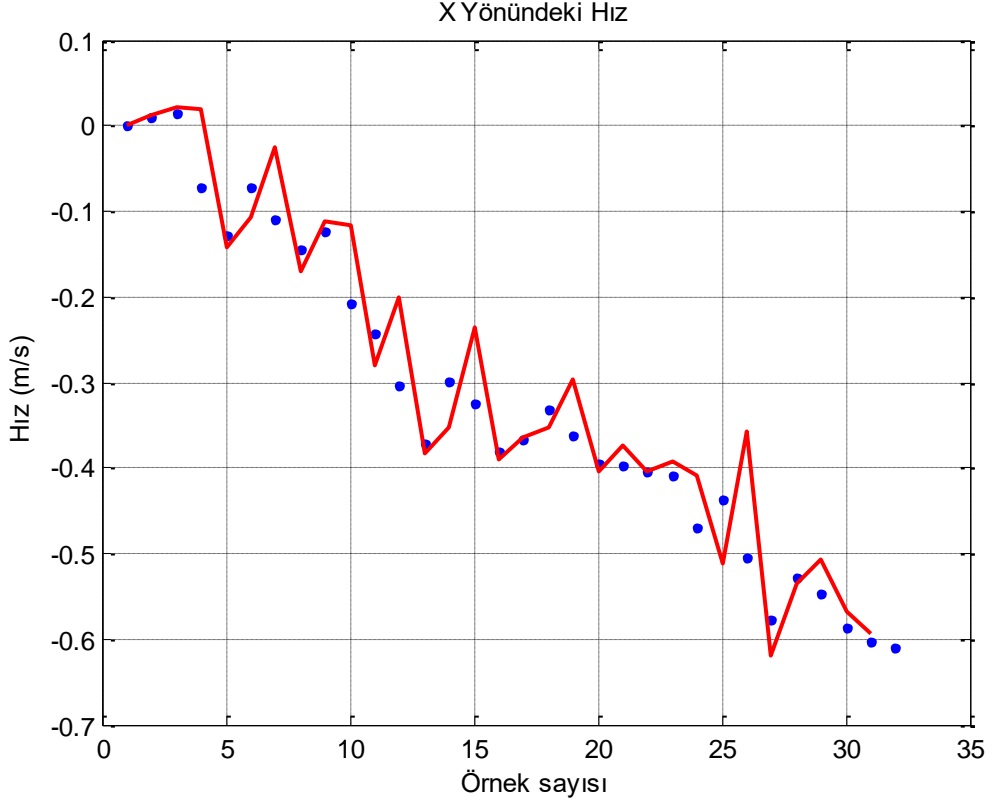
Şekil 6.4 Y eksenini yönündeki hız (yapay veri)

Şekil 6.2, Şekil 6.4 grafiklerden de anlaşılacağı üzere sonuçlar oluşturduğumuz kuramla uyuşmaktadır. Sabit eğimli doğruya ait integral bir parabolü verdiği için sabit artan ivme verimizden elde edilen hız değeri parabol şeklindedir. Ayrıca Kalman filtesinin kullanılması ile elde edilen hız kestirim değerleri hesaplanan hız değerleri ile örtüşmektedir. Bundan sonraki çizimlerimizde algılayıcılardan elde edilen gerçek ivme değerlerinde gürültü faktörü ham verimizin üzerine bindiği için kestirim değerleri yapay veride gözlemlendiği şekilde birebir uyuşması mümkün olmayacaktır.



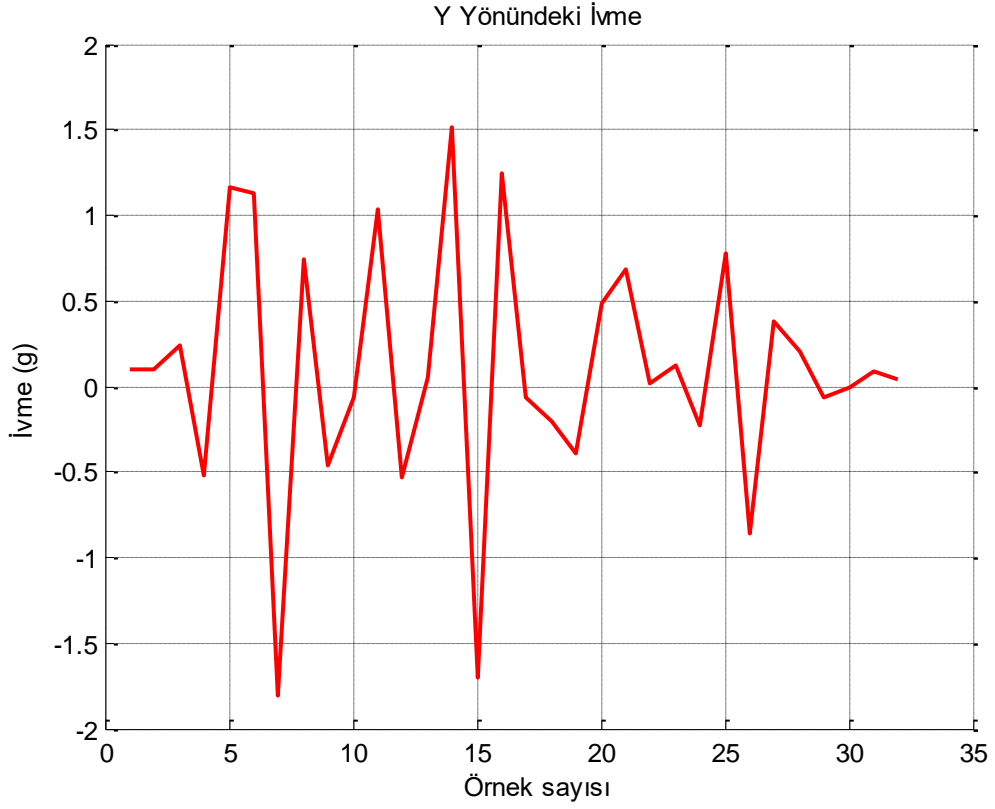
Şekil 6.5 X eksenini yönündeki ivme (imu01b)

Doğruluğunu onayladığımız filtrenin, oluşturulan Kalman filtresi ayrık beyaz gürültü ivme modeli ile hareket halindeki imu01b AÖB algılayıcısından Şekil 6.5' teki grafikte de gözlendiği gibi alınan gerçek verilerin işlenmesi sonucu Şekil 6.6 'daki sonuçlar elde edilmiştir.



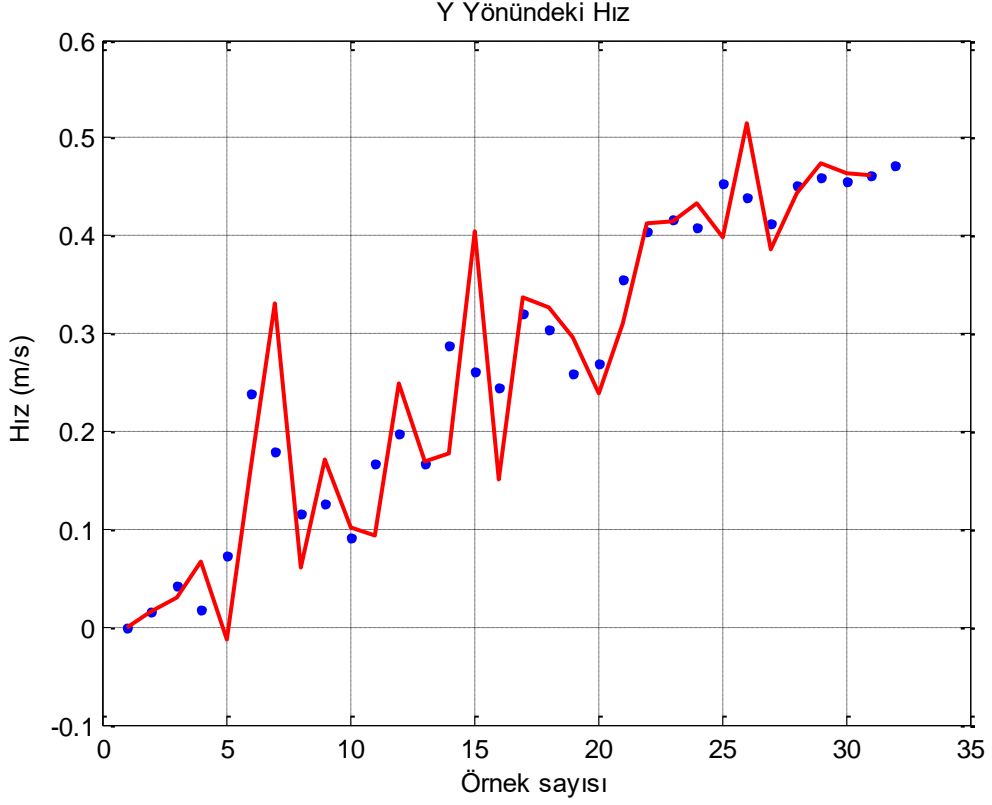
Şekil 6.6 X eksenini yönündeki hız (imu01b)

Algılayıcılardan alınan ham ivme verilerin işlenmesi sonucu elde edilen hız değerleri ile Kalman filtresi kullanılarak kestirim yöntemi ile elde edilen hız değerleri Şekil 6.6 da birlikte çizilmiştir. Grafiğe göre X eksenini için hız kestirimlerimizin ölçümlerle uyduğu gözlenmiştir.



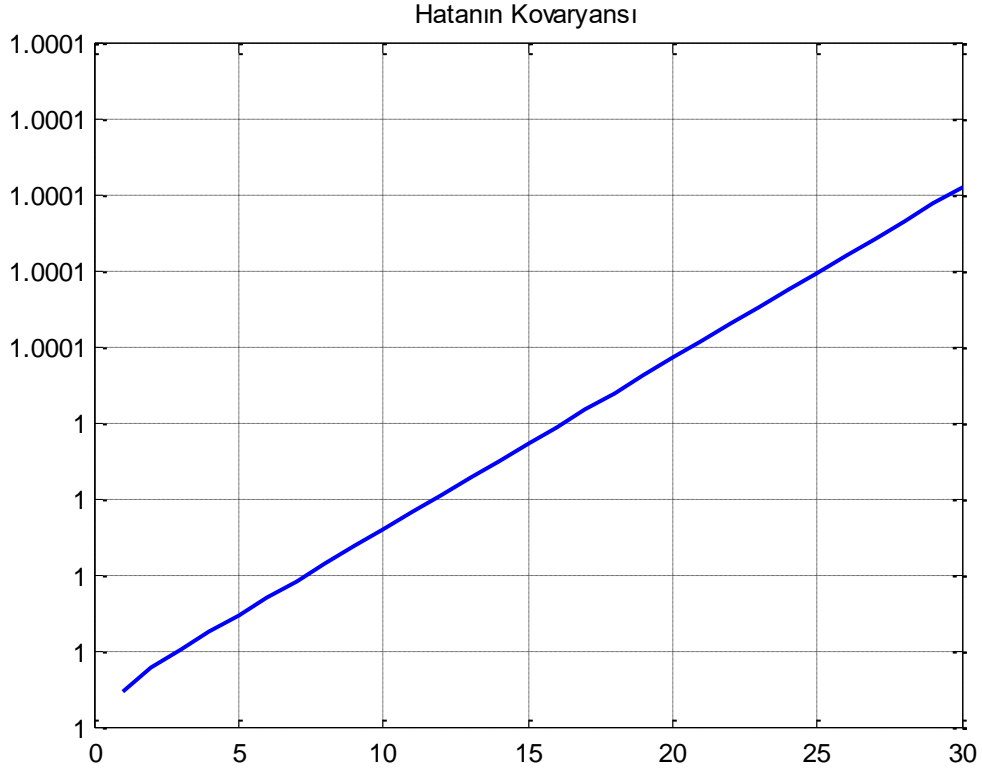
Şekil 6.7 Y eksenini yönündeki ivme (imu01b)

Çalıştırılan tek bir program üzerinden her iki yöndeki ivme değerleri algılayıcı aracılığıyla elde edilmiştir ve filtremizin iyi bir şekilde çalıştığına gözlenmesi için Şekil 6.7 de görüldüğü gibi algılayıcıya zıt yönlerde güçlü bir hareket hali kazandırılmıştır.



Şekil 6.8 Y eksenini yönündeki hız (imu01b)

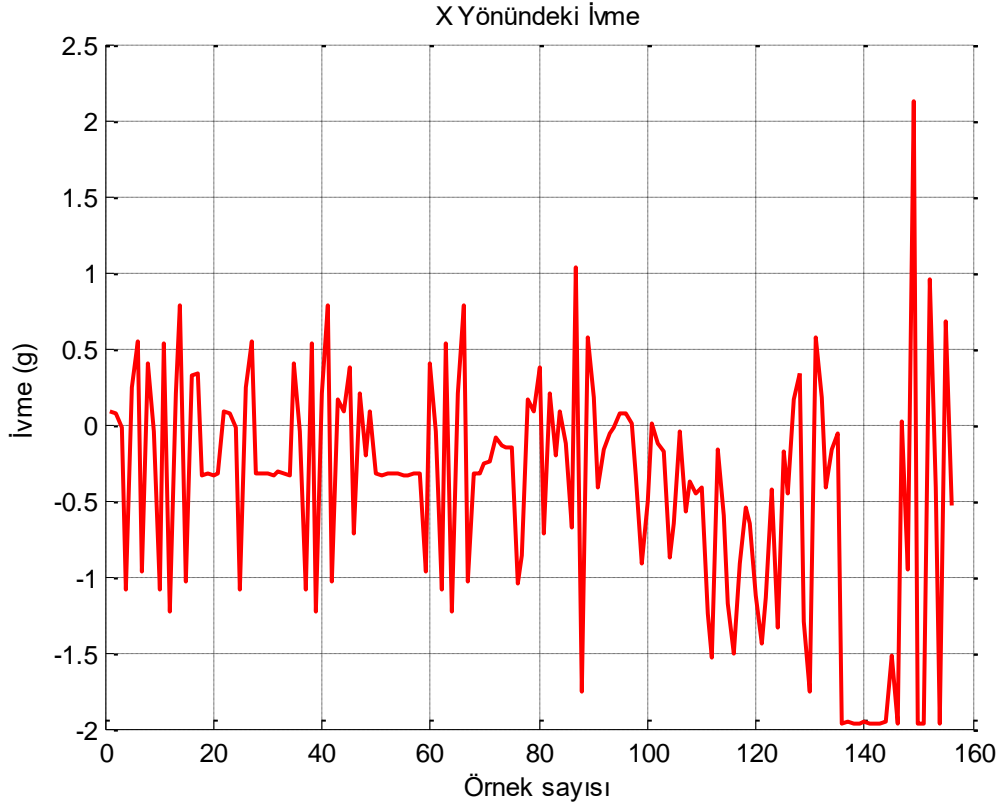
Şekil 6.8 'deki grafikte gözlemlendiğimiz üzere sensörden ölçülen ham ivme değerleri üzerinden hesaplanarak elde edilen hız değerleri ile Kalman filtresinden geçirilerek kestirilen hız değerlerin Y eksenini için uyuştuğu gözlenmiştir. Ayrıca X eksenindeki uyuşma tutarlılığımızın Y eksenini içinde gerçekleştiği belirlenmiştir.



Şekil 6.9 Y yönündeki hız için hatanın kovaryansı

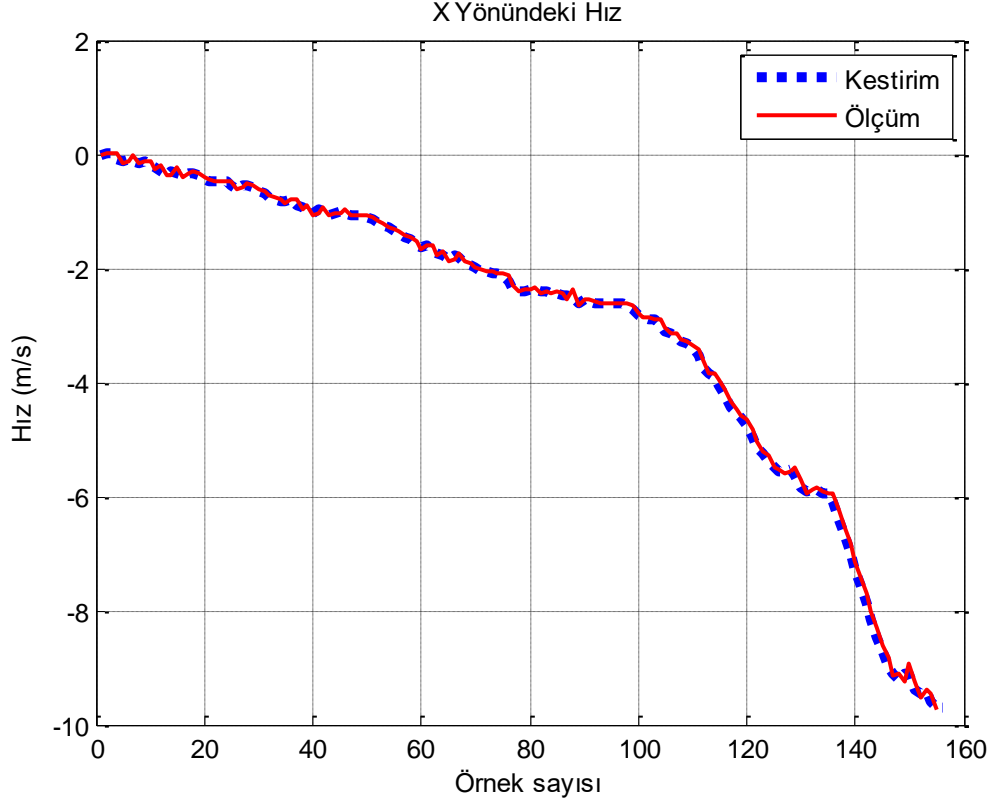
İvme değerleri üzerinden hesaplanan hız değerleri ile kestirilen hız değerleri arasındaki tutarlılığın belirlenmesi açısından iki değer arasındaki fark hata olarak kabul edilmiş ve hatanın kovaryansı çizdirilmiştir. Şekil 6.9' da gözlemlediğimiz gibi kovaryans değerinin bir civarında çıkması kestirilen hız değerleri ile hesaplanan hız değerinin birbirleri arasındaki ilişkinin pozitif yönde ve kuvvetli olduğu belirlenmiştir.

Şekil 6.5 - Şekil 6.9 arası yaptığımız benzetim işlemlerin hepsi farklı zamanda 150 örnek sayısı için tekrarlanmıştır. Bu sayede gözlemlerin hepsi pekiştirilerek sonuçlar yeniden değerlendirilmiştir.



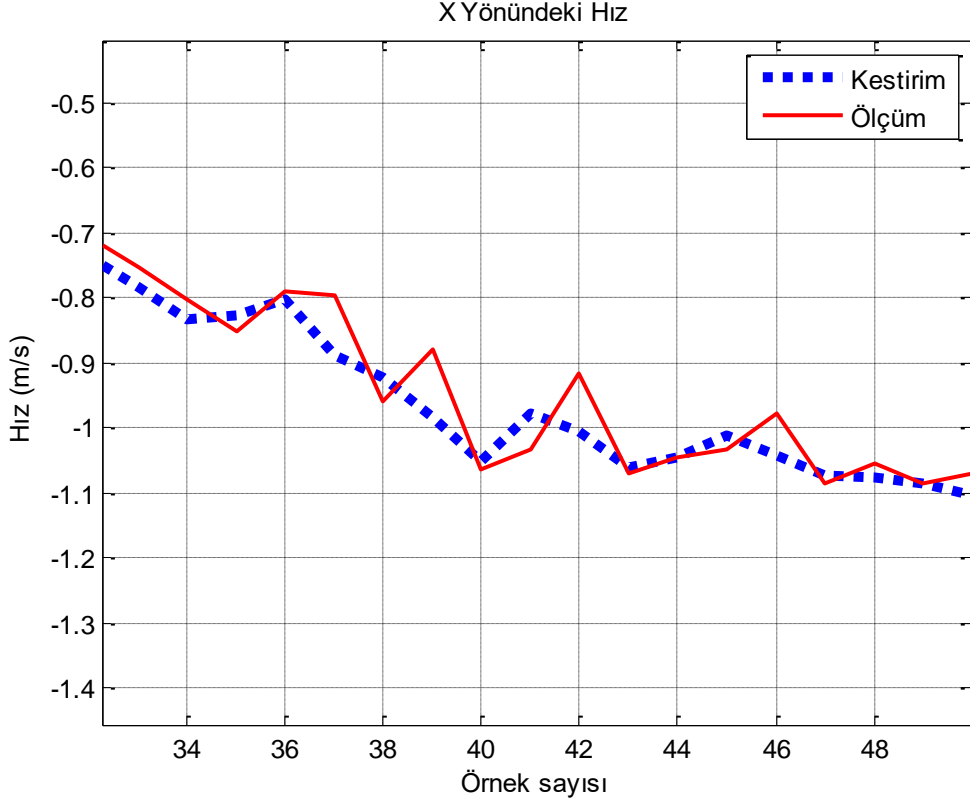
Şekil 6.10 X eksenini yönündeki ivme, 150 iterasyon

Imu01b algılayıcısı üzerinden farklı yönlerde hareket uygulanarak alınan 150 örnek sonucu elde edilen ham ivme grafiğimiz Şekil 6.10 'daki gibidir.



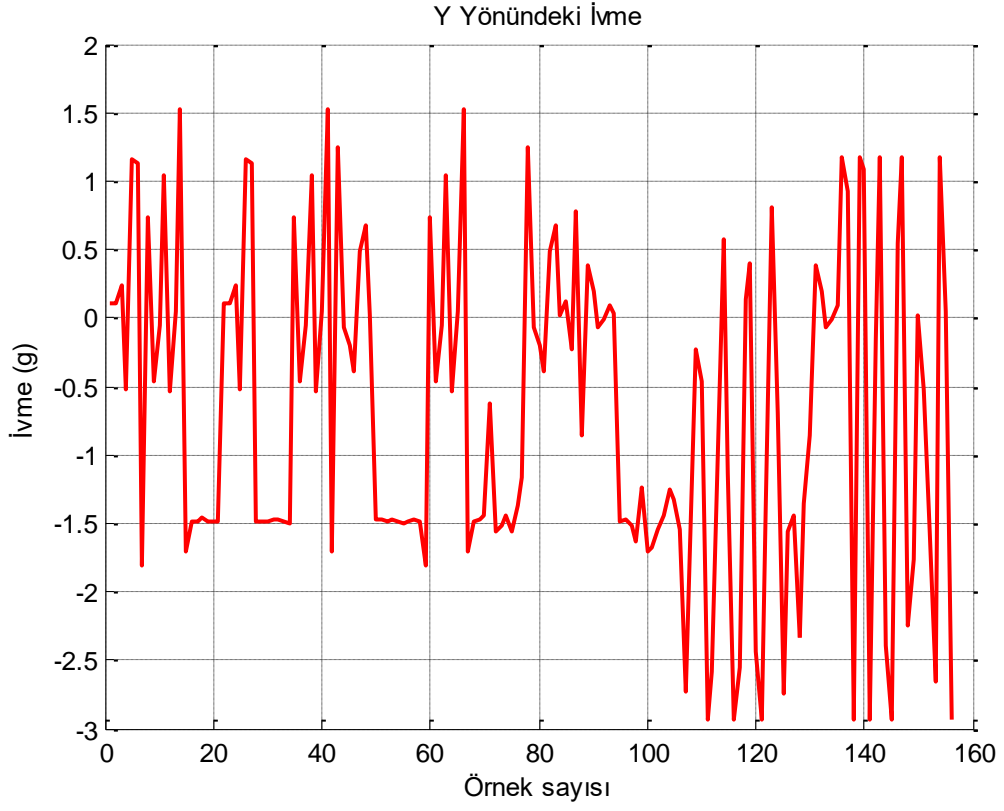
Şekil 6.11 X eksenı yönündeki hız, 150 iterasyon

X eksenı yönündeki ivme değeri lerinden hesaplanarak elde edilen hız sonuçları ile Kalman filtresi üzerinden kestirilen hız sonuçları 150 örnek üzerinden aynı grafikte Şekil 6.11 'de çizdirilmiştir. Artan örnek sayısı ile Kalman filtremizin X eksenı yönündeki çalışma performansının başarımı daha net gözlenmiştir.



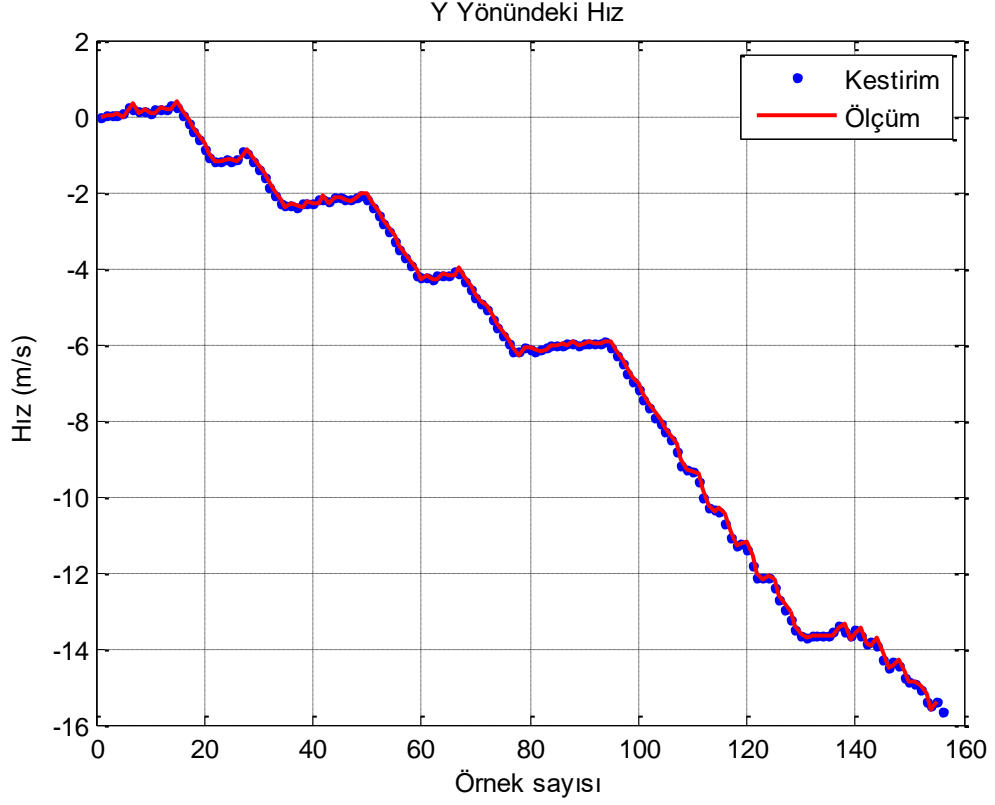
Şekil 6.12 X eksenı yönündeki hız, 150 iterasyon(yakın görüntü)

Şekil 6.11' deki grafikte 150 iterasyon için çizdirilen hız ve kestirim sonucunun birbiriyle örtüştüğünün gözlenmesi üzerine grafiğe yakınlaşarak incelendiğinde kestirim ile ölçüm arasında halen bir fark olduğunun incelenmesi Şekil 6.12 'de sağlanmıştır.



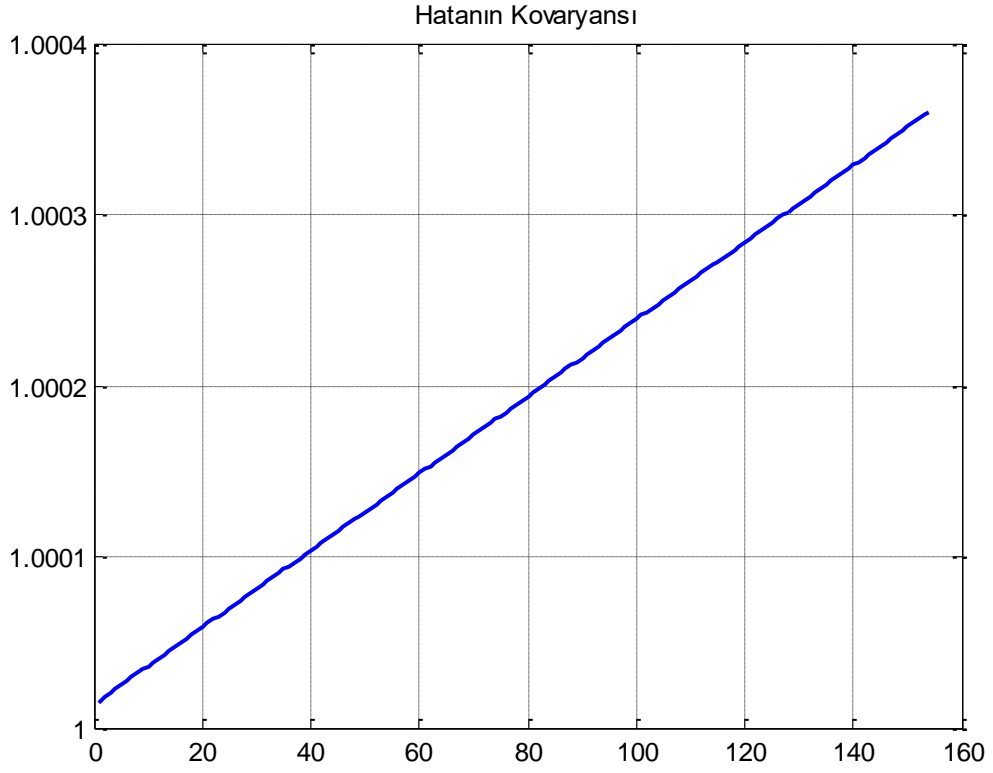
Şekil 6.13 Y eksenini yönündeki ivme, 150 iterasyon

Aynı zaman diliminde X eksenini ile beraber algılayıcı üzerinden elde edilen ivme değerinin grafiği Şekil 6.13'deki gibidir.



Şekil 6.14 Y eksenini yönündeki hız, 150 iterasyon

X eksenini için çizdirilen hız grafiğinin diğeri eksen (Y) içinde hesaplanan hız değeri ile kestirim sonucu elde edilen değeri birbirini takip ettiğii gözlenmiştir. Tekrarlama olmaması açısından Şekil 6.14 'deki grafiğimize dikkatle bakıldığında iki sonucun birbiriyle net bir şekilde örtüştüğü gözlenirse dahi gürültülerden kaynaklı olarak küçükte olsa sapmalar söz konusudur.



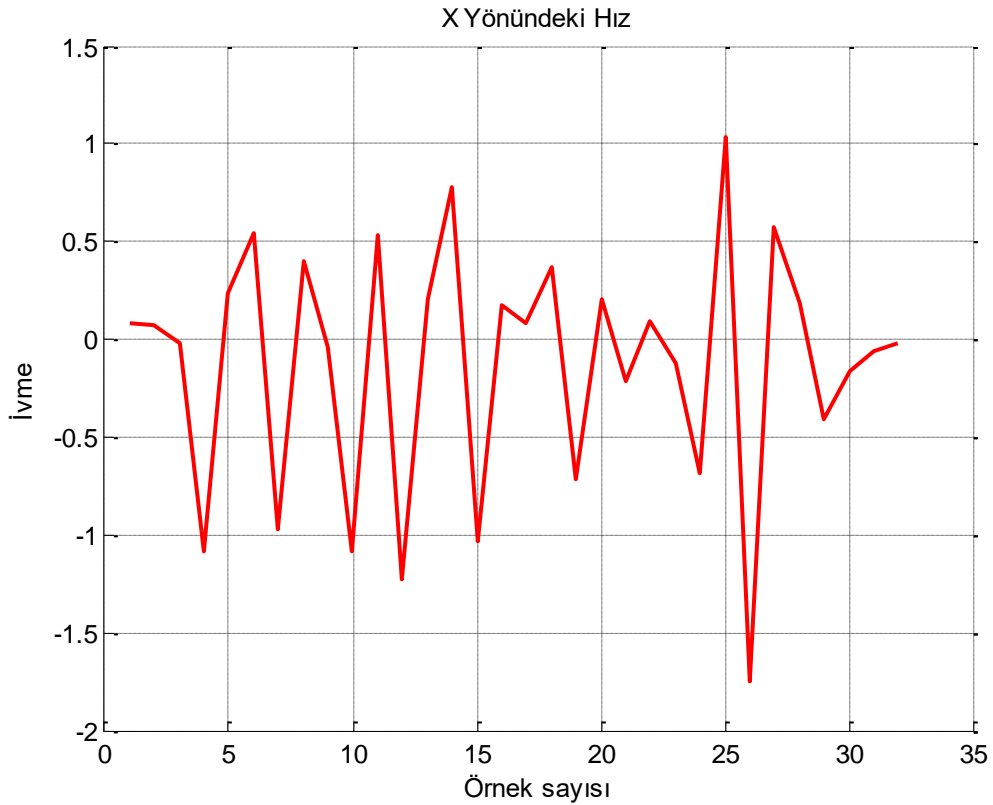
Şekil 6.15 Y eksenini için hatanın kovaryansı, 150 iterasyon

Şekil 6.15 'deki grafikten de anlaşılacağı üzere X ve Y eksenini için tasarlanan Kalman algoritmasının kestirim sonuçlarının ölçüm değeri ile pozitif yönde kuvvetli bir ilişki içindedir. Bu durum ise filtremizin başarıyla çalıştığına bir göstergesidir.

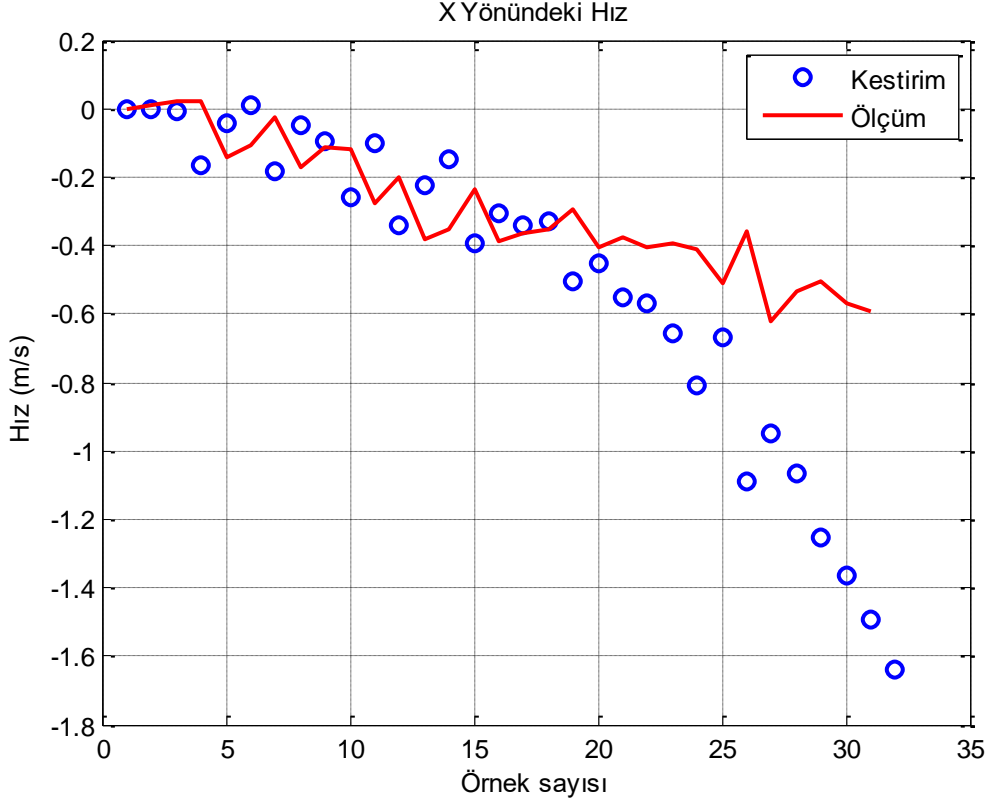
6.2 AÖB Hatalı Durum-Uzay Modeli Kalman Filtresi Uygulaması

Ataletsel ölçüm birimi verilerinin Kalman filtresi ile uyumluluğu 6.1 konu başlığında grafiklerle gözlenmiştir. Eğer Kalman filtremiz için kurduğumuz durum-uzay modeli, bazı basitleştirmelerin yapılması, yaklaşık değerlerin alınması, eksik bilgilerin olması sonucu yanlış kurulmuş olursa filtremizde iraksama problemi meydana gelecek ve filtre doğru bir şekilde çalışmayacaktır.

Bu konu başlığımızda yanlış kurulan durum-uzay modeli ile kesitirim konusu ele alınarak benzetim çalışmaları yapılmıştır.

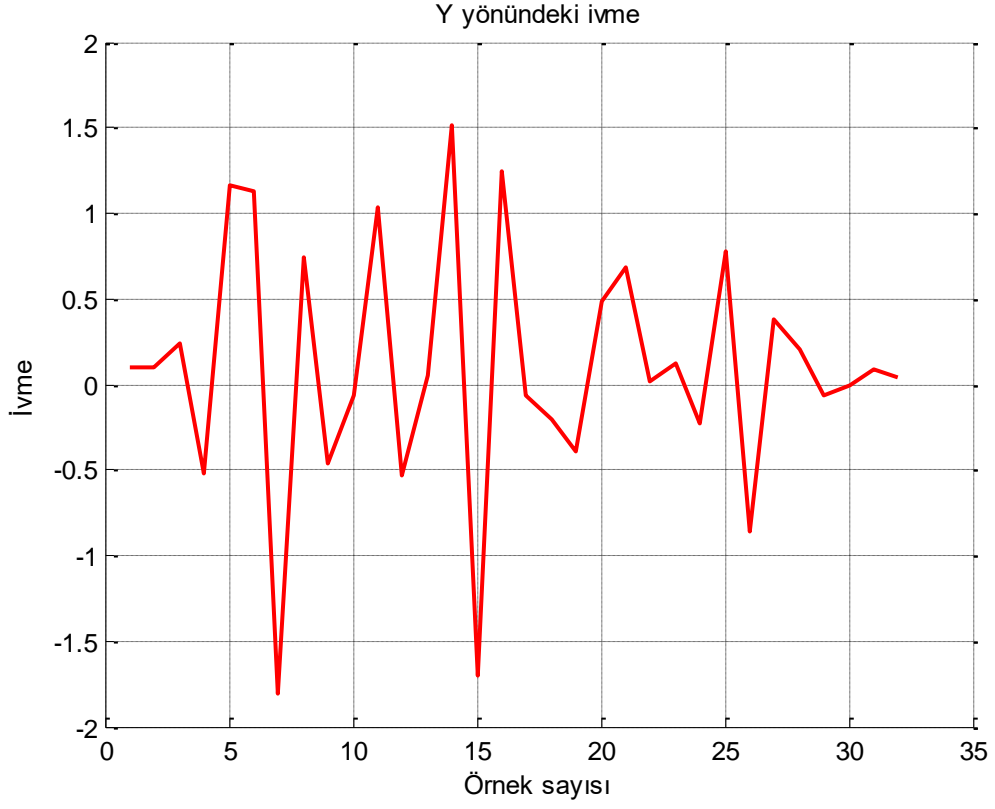


Şekil 6.16 X eksenini yönündeki ivme



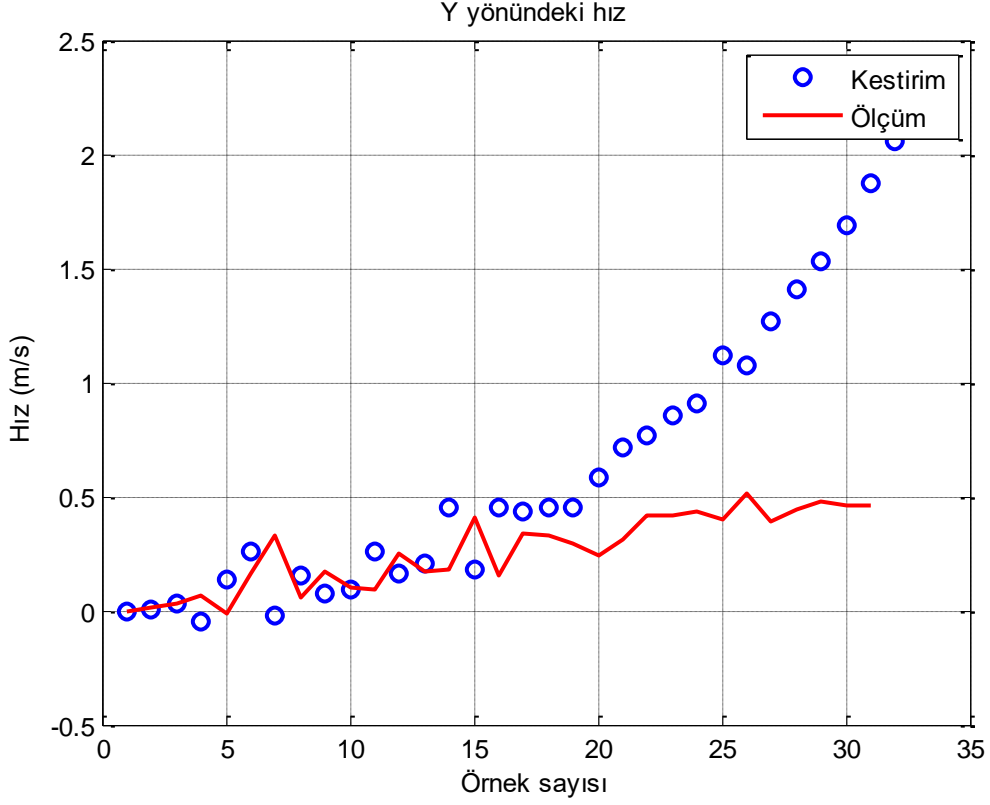
Şekil 6.17 X eksenini yönündeki hız

Şekil 6.17 'deki grafik AÖB algılayıcısı üzerinden elde edilen X eksenini ivme değerlerinin yanlış kurulan durum-uzay modeli Kalman filtresinden geçirilmesi sonucu elde edilen sonuçtur. Grafik incelendiğinde hatalı model ile kestirilen sonuçların ölçüm hız değerleri ile örtüşmediği hatta kestirim sonuçlarının ölçüm değerlerinden iraksadığı gözlenmiştir.



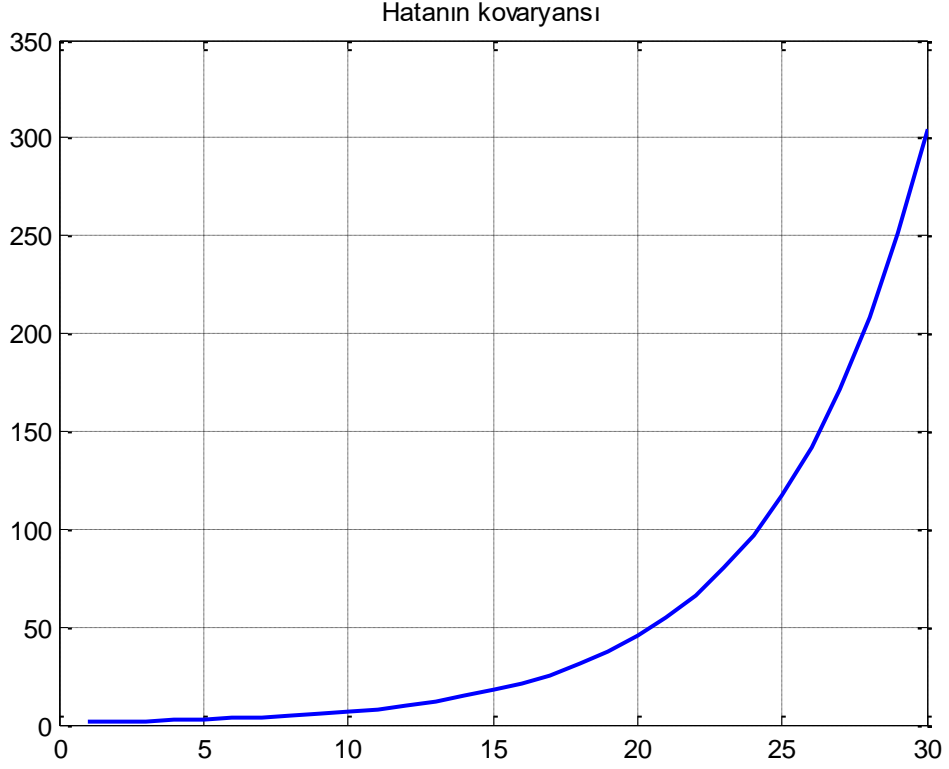
Şekil 6.18 Y eksenini yönündeki ivme

Algılayıcı üzerinden elde edilen Y eksenini için ham ivme değeri Şekil 6.18 'deki grafikte çizdirilmiştir.



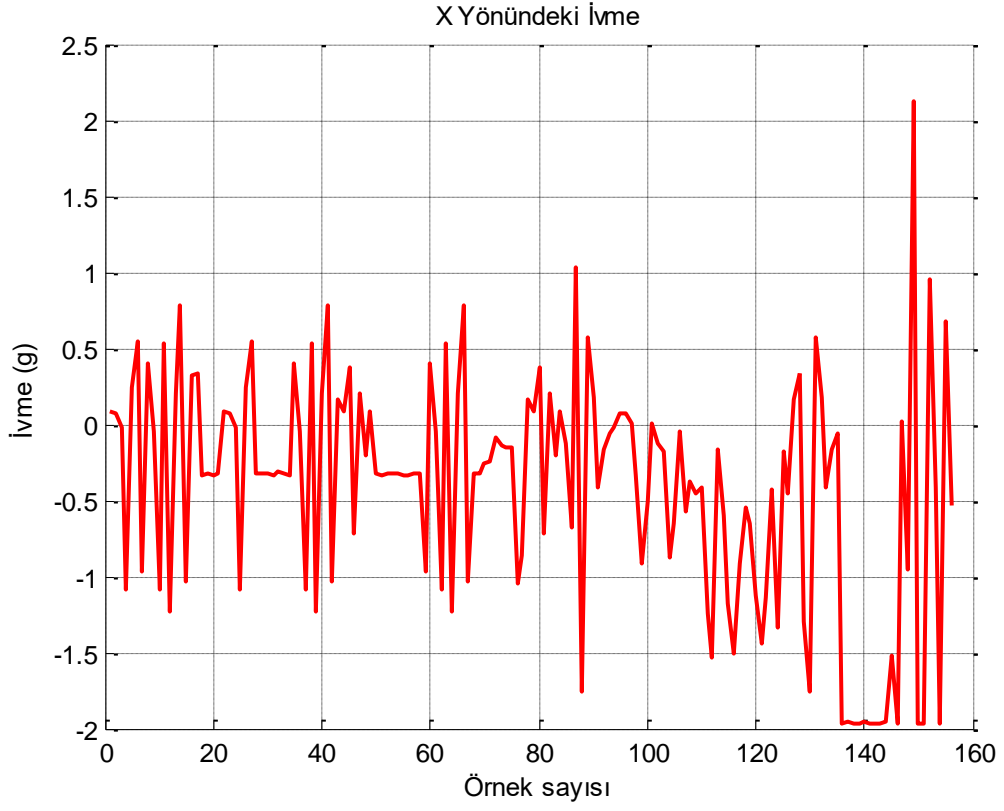
Şekil 6.19 Y eksenini yönündeki hız

X eksenini için gözlemlediğimiz yanlış durum-uzay modeli sonucu iraksayan kestirim sonuçları Y eksenini içinde benzer tepkiyi vermiştir. Şekil 6.19 'dan görüleceği üzere başlangıç anlarında yakın sonuçlar elde etmemize rağmen sonrasında iraksama gözlenmiştir, bunun temel sebebi başlangıç koşulları verildiği için ilk anlarda Kalman filtresinin ölçüm değerlerinden yararlandığı ilerleyen iterasyonlarda tahmin sonuçları da algoritmaya katıldığından dolayıdır.



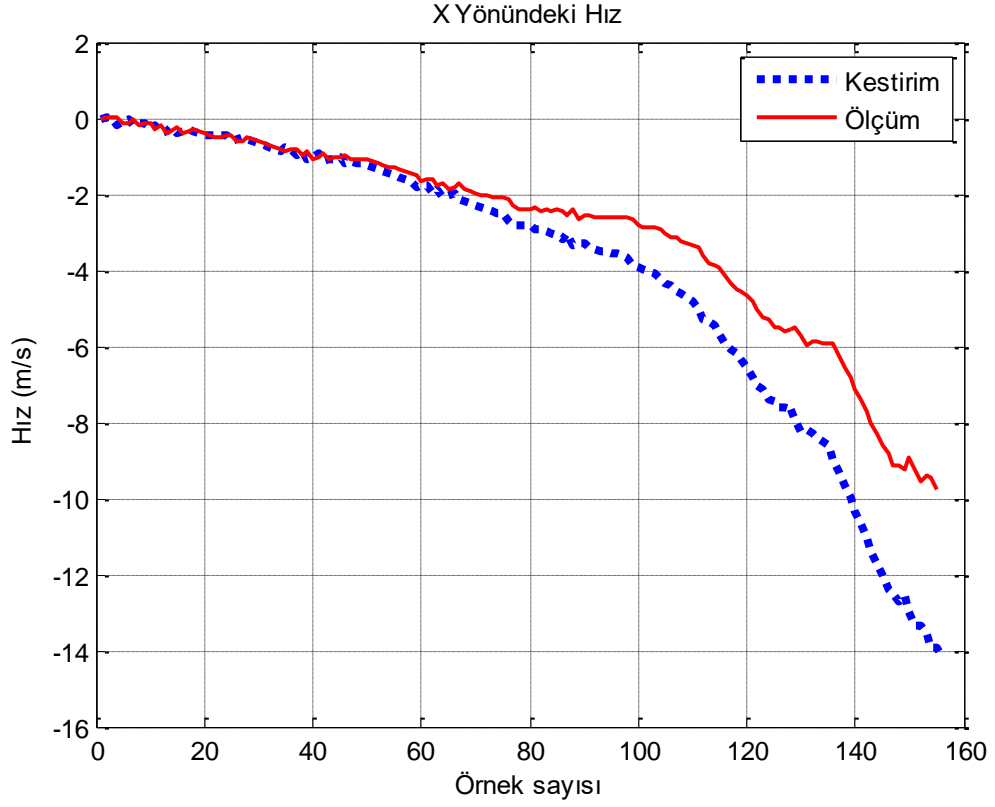
Şekil 6.20 Y eksenini için hatanın kovaryansı

Y eksenini için yanlış kurulan model sonucu Kalman filtresinde kestirilen sonuçların ölçüm hız değerleri ile örtüşmediği ve kestirim sonuçlarının iraksadığı Şekil 6.19'daki grafikten gözlenmişti. Bu durumun tespitinin kolaylığı açısından ölçüm ile kestirim sonucunun farkı bize hatanın ne kadar büyük olduğunu vermiştir ve sonucunda kovaryans değeri Şekil 6.20'deki grafikte olduğu gibi iraksamıştır.



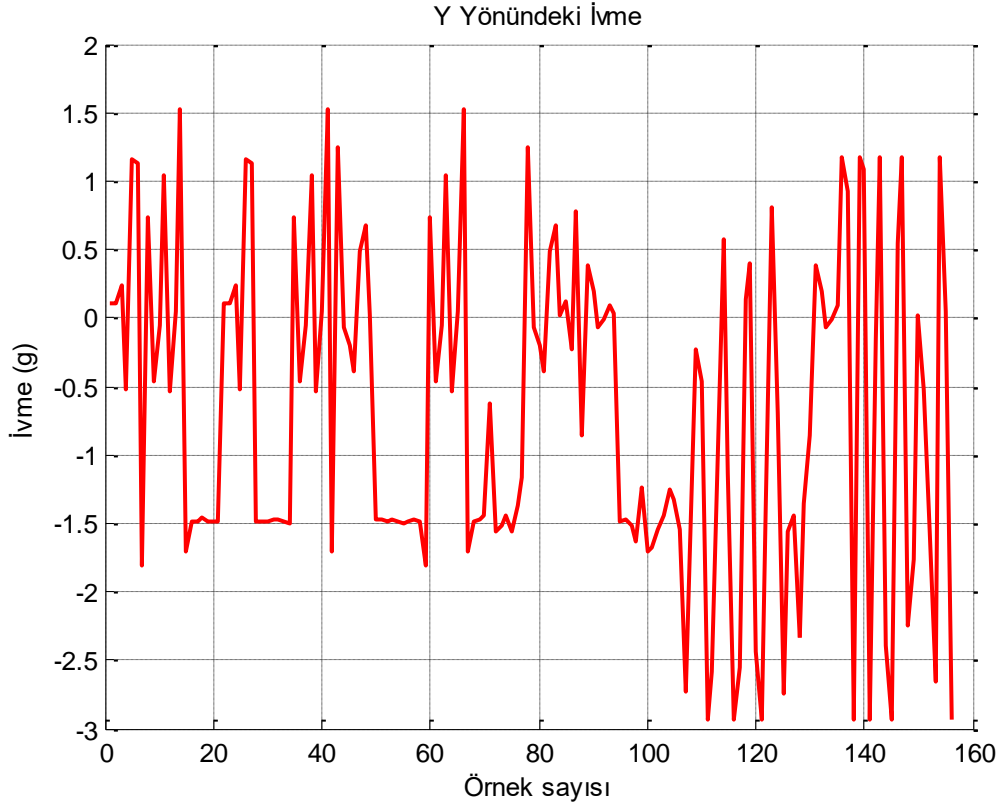
Şekil 6.21 X eksenini yönündeki ivme ,150 iterasyon

Yanlış model için düşük örnek sayısı ile yaptığımız benzetimi, 150 örneğe sahip bir ivme modeli ile gerçekleştirdik. İvmeye ait grafik Şekil 6.21 'deki gibidir.



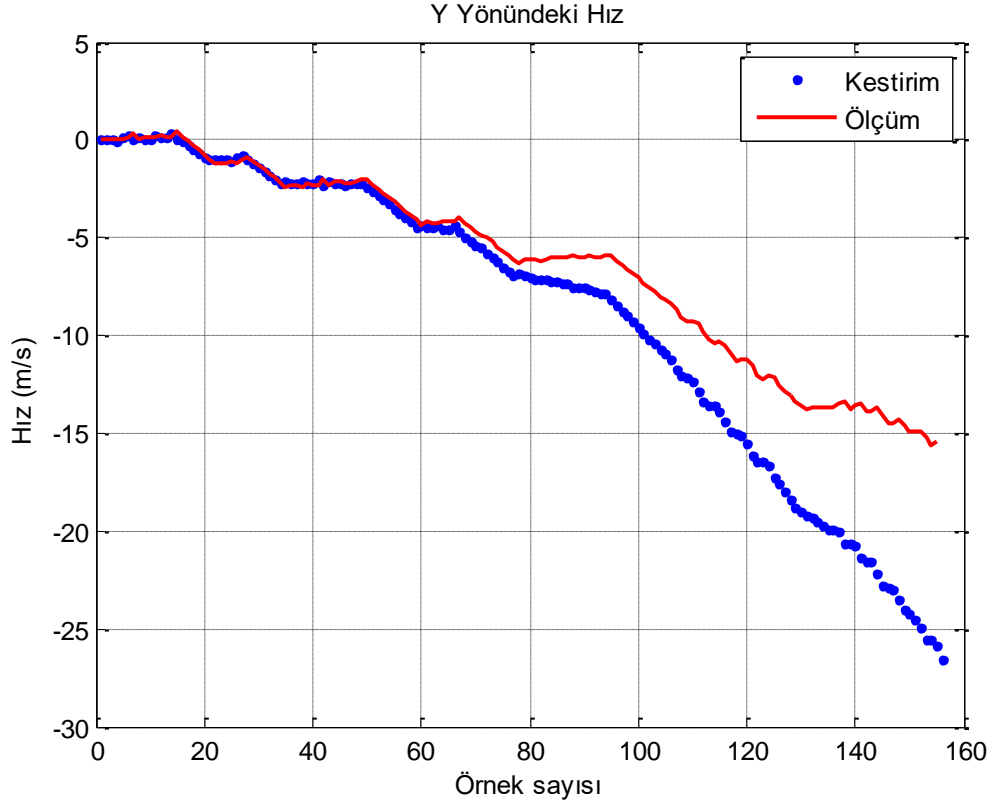
Şekil 6.22 X eksenı yönündeki hız ,150 iterasyon

Şekil 6.22 'deki grafikten gözlemlediğimiz gibi yanlış kurulan durum-uzay modeli için X eksenı yönündeki kestirilen hız değeri ile ölçüm değeri arasındaki fark ilerleyen iterasyon boyunca giderek açılmıştır. Özetle Kalman filtresi doğru bir tahmin yapamamış ve iraksama problemi ortaya çıkmıştır.



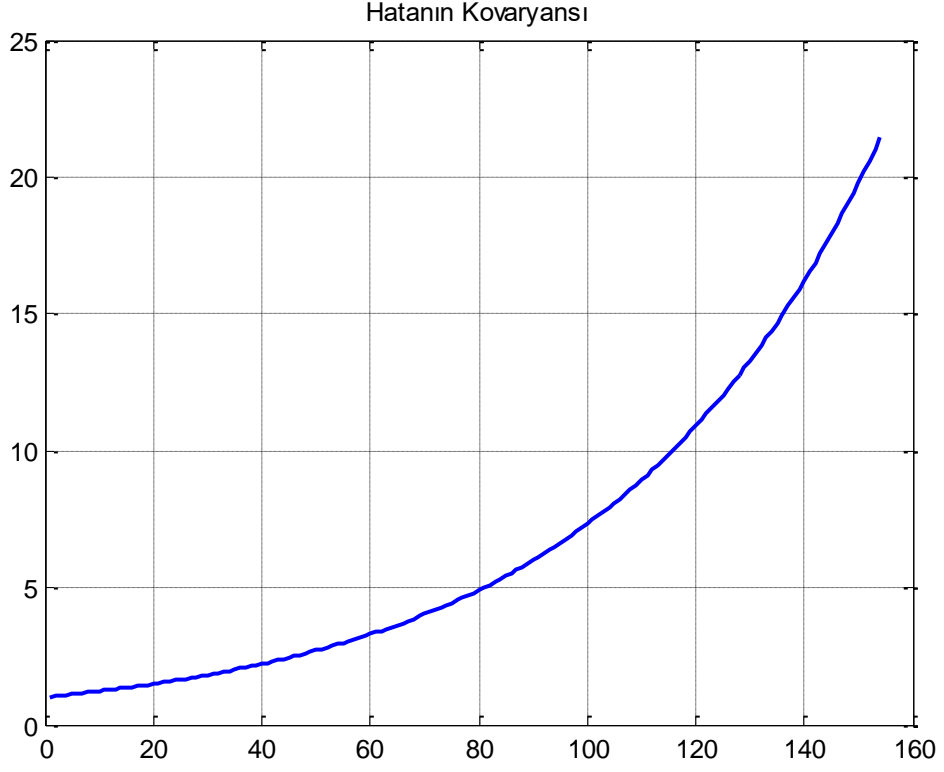
Şekil 6.23 Y eksenini yönündeki ivme ,150 iterasyon

X eksenini üzerinde gözlemlediğimiz ıraksama sorununu Y eksenini içinde gözlemleyebilmek için Y eksenini için algılayıcı tarafından algılanan ivme değeri Şekil 6.23 'de grafikteki gibidir.



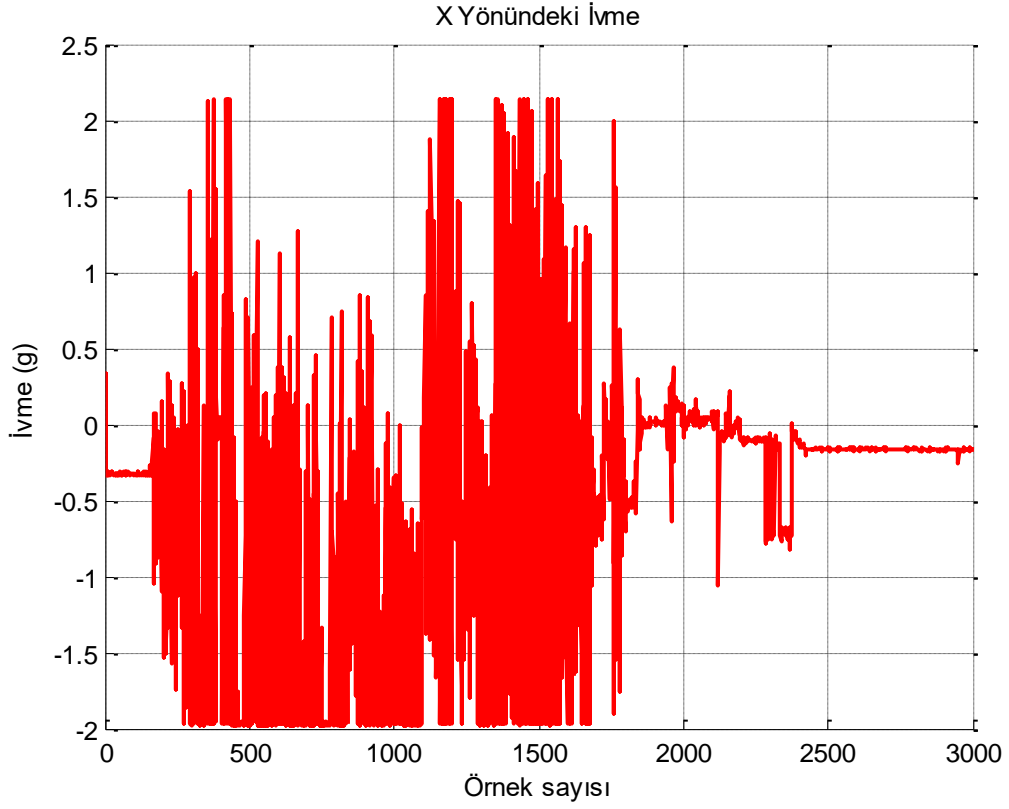
Şekil 6.24 Y eksenı yönündeki hız ,150 iterasyon

X eksenı için gözlemlediğimiz sonuç, aynı şekilde hatalı kurulan durum-uzay modelinde aynı Matlab programının çalıştırılması sonucu Y eksenı içinde aynı sonucu vermiştir. 150 örnek için iraksama problemi Şekil 6.24 'de net bir şekilde gözlenmektedir.



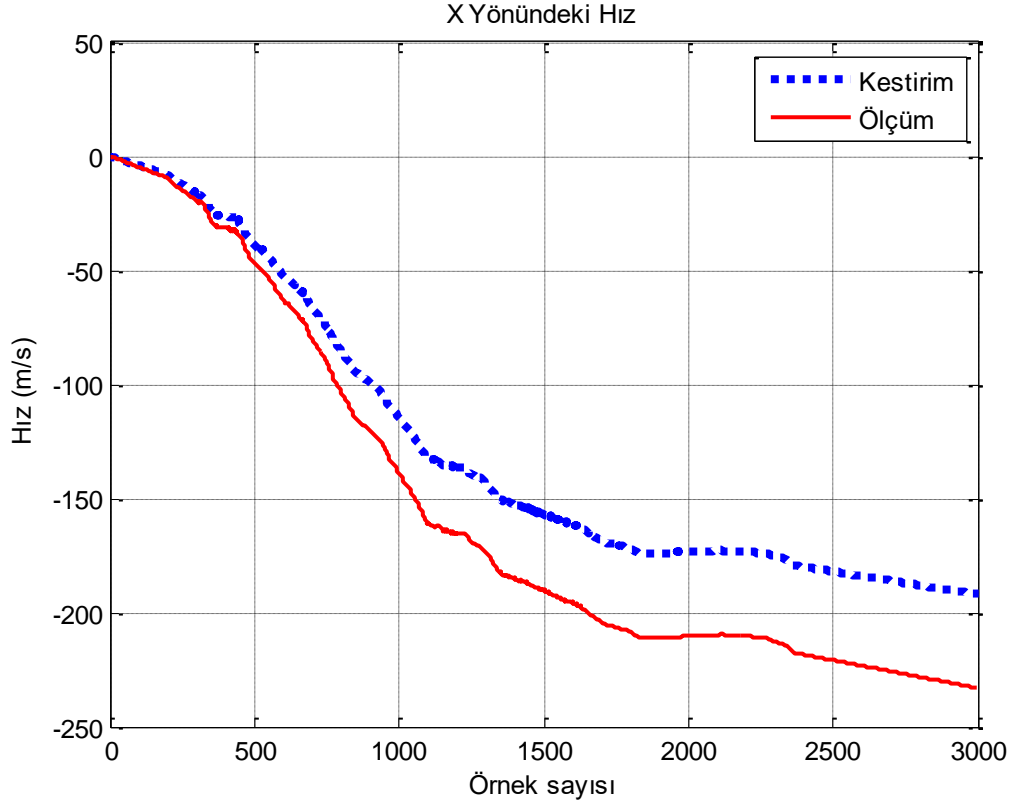
Şekil 6.25 Y yönündeki hatanın kovaryansı ,150 iterasyon

Y eksenini için Kalman filtresi üzerinden kestirilen hız değeri ile ölçülen değer arasındaki farklılığının ıraksaması sonucu hatanın kovaryans değeri Şekil 6.25 'de istediğimiz seviyede (bir civarı) çıkmamış aynı şekilde hatada ıraksamıştır.



Şekil 6.26 X eksenini yönündeki ivme ,3000 iterasyon

İraksama problemini gözlemlemek için son olarak algılayıcı üzerinden uzun süreli bir veri alınarak algoritmamızın kurama uygunluğu test edilmiştir. Şekil 6.26 'daki grafik X eksenini yönündeki ivme değeridir.



Şekil 6.27 X eksenini yönündeki hız ,3000 iterasyon

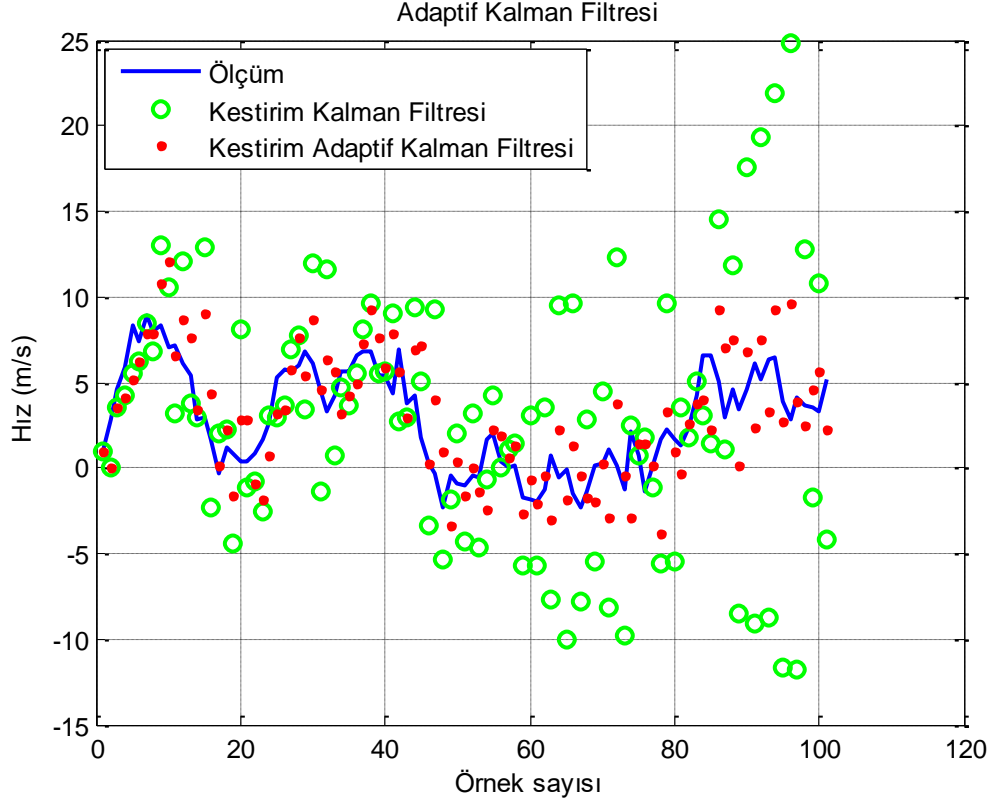
Şekil 6.22 'deki grafiğimizde 150 örnek sayısı için gözlemlediğimiz sonuç 3000 örnek sayısı içinde benzer durumu göstermiştir. Y eksenini içinde yine benzer ıraksama grafiği gözlenmiş ancak tekrar olmaması adına tez raporuna eklenmemiştir.

6.3 AÖB Adaptif Kalman Filtresi Uygulaması

Yanlış kurulan durum-uzay modeli için Kalman filtresinin modele tepkisini bölüm 6.2 de bulunan grafikler üzerinden gözlemlemiş olduk. Tezimizin son kısmı olarak AÖB benzetiminde ıraksama problemiyle karşı karşıya kaldığımızda yeni bir algoritma yardımıyla ıraksama probleminin büyük ölçüde üstesinden gelinmiştir. Artık sistem modeli, istenmeyen nedenlerden ötürü yanlış kurulsa bile Kalman algoritmasına unutma faktörü eklenerek adaptif hale getirdiğimiz filtremiz Kalman filtresi şeklinde davranarak tahminlerini olabildiğince doğru bir şekilde yapmaya çalışacaktır.

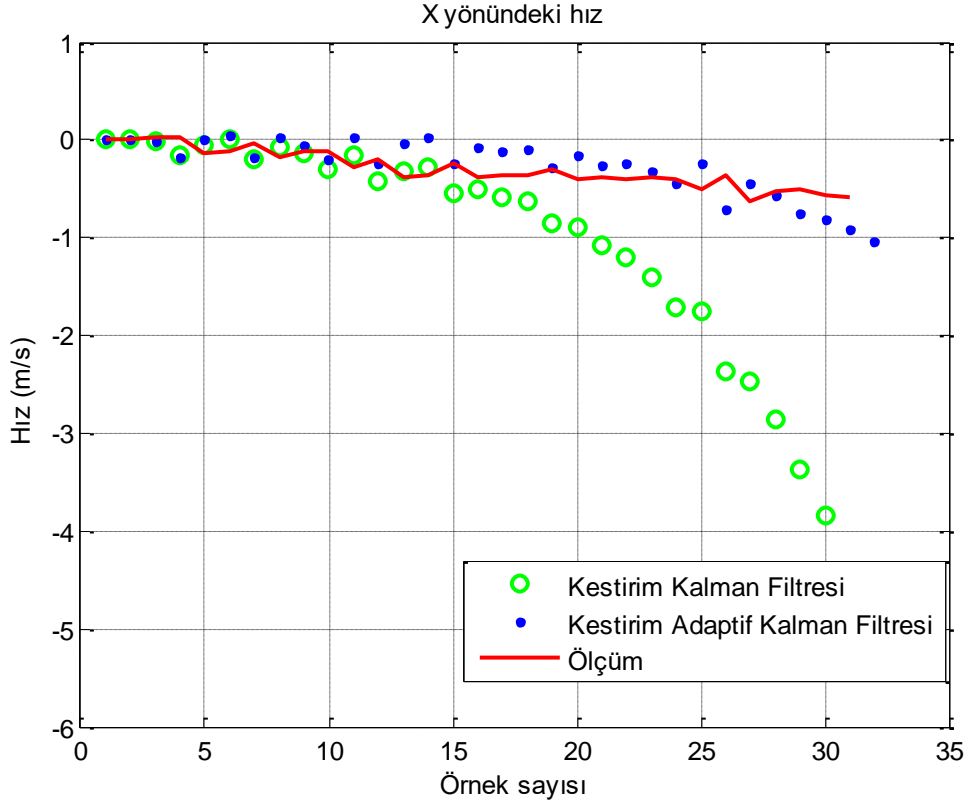
Tasarlanan AKF algoritmasının başlangıçta ivmesi beyaz gürültü olarak kabul ettiğimiz hareket halindeki bir cisim için benzetim çalışmasını yaptık. Hareket halindeki bir cismin ivmesi genellikle beyaz gürültüye benzediğinden ivme değeri bu şekilde kabul edilerek benzetim yapılmıştır. Elde edilen ivme değeri için hız hesabi yapılmış ve hem Kalman filtresi için hemde adaptif Kalman filtresi için yanlış kurduğumuz durum-uzay modeli üzerinden aynı grafikte çizdirilme işlemi yapılarak karşılaştırma yapılmıştır.

Yaptığımız benzetimde filtremizin tutarlılığı test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar grafiklerin altında yorumlanmıştır



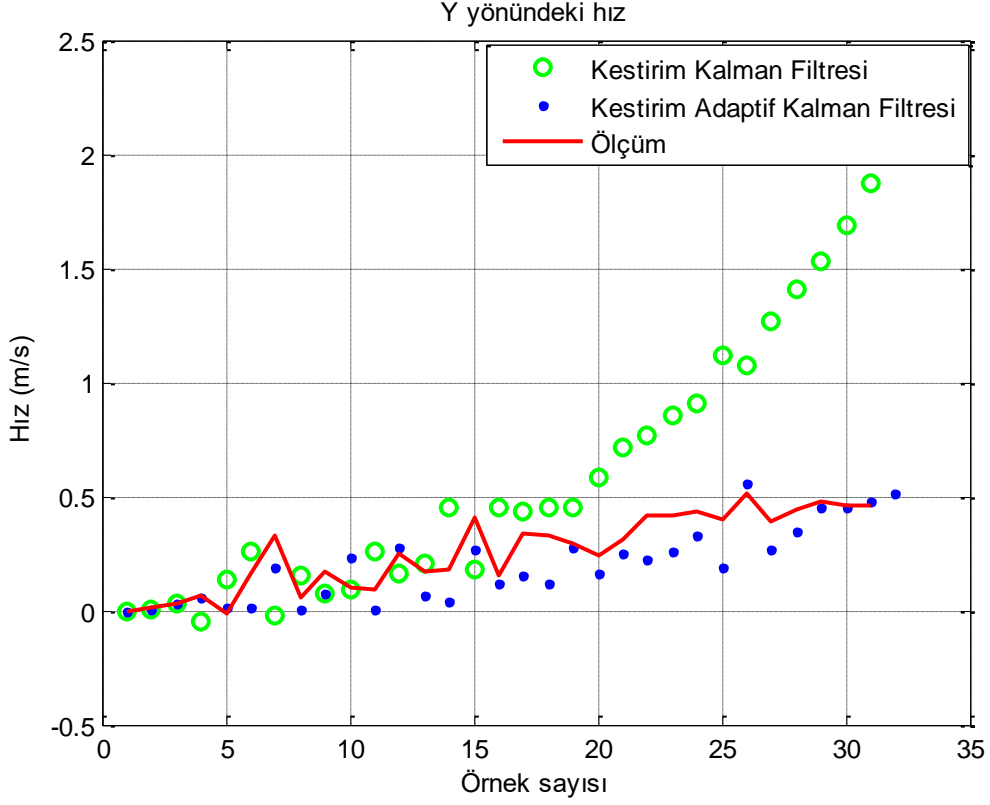
Şekil 6.28 İvmesi beyaz gürültü süreci için hız değeri

Şekil 6.28'deki grafikte elde edilen sonuçlara göre ivmesi beyaz gürültü süreci olan verilerin hem Kalman filtresi hemde oluşturulan adaptif Kalman filtresi ile kestirim işlemi gerçekleştirilmiştir. Gözlenen sonuç, durum-uzay modeli yanlış kurulan bir AÖB sisteminde Kalman filtresinin durum kestiriminde istenilen performansı gösteremediği ortaya konulmuş, ancak unutma faktörü ile Kalman filtresini adaptif hale getirdiğimiz algoritmamız durum kestiriminde büyük ölçüde başarıya ulaşmıştır.



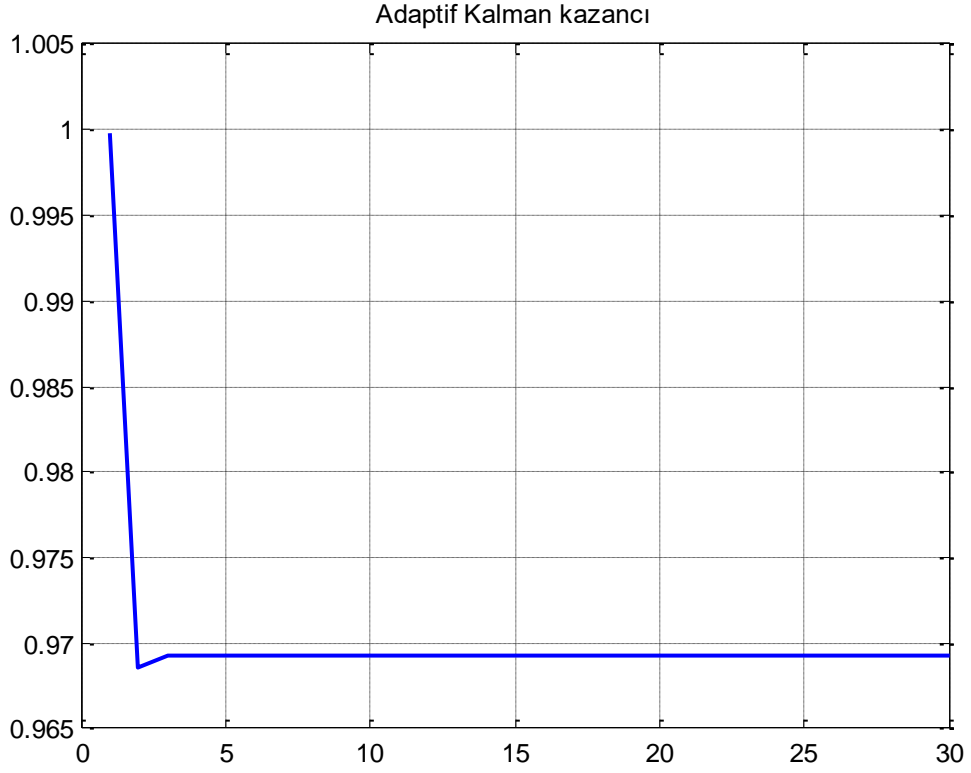
Şekil 6.29 X eksenini yönündeki hız değeri (Imu01b)

Imu01b algılayıcısı üzerinden alınan X eksenini yönünde gerçek ivme değeri ile tasarlanan adaptif filtremiz test edilmiş ve istediğimiz performans elde edilmiştir. Kalman filtresindeki hata ve ıraksama ise yeni filtremizdeki tutarlılığı birkez daha kanıtlamıştır.



Şekil 6.30 Y eksenini yönündeki hız değeri (imu01b)

Şekil 6.30' daki grafikte gözlemlediğimize göre Y eksenini içinde gerçek ivme değerleri ile hatalı sistem modeline rağmen adaptif hale getirdiğimiz Kalman filtremiz durum tahminini olabildiğince doğru gerçekleştirmiştir.



Şekil 6.31 Adaptif Kalman filtresi kazancı

Tasarlanan ve geliştirilerek adaptif hale gelen Adaptif Kalman filtremizin kazancının belirli sabit bir değere yakınsaması, Şekil6.31 grafiğinde de gözlemlediğimiz üzere yanlış model dahi olsa durum tahmininde başarısını gösteren kriterlerden bir tanesidir.

7 SONUÇLAR

Hazırlanan tez kapsamı çerçevesinde ataletsel ölçüm birimi, ataletsel navigasyon, ataletsel algılayıcı çeşitleri ve hataları, Kalman filtresi ve adaptif Kalman filtresi üzerinde çalışmalar yapılmıştır ve sonuçlar değerlendirilmiştir.

Imu01b ataletsel algılayıcımızdan denetleyici vasıtasıyla elde edilen verilerin ivme değeri üzerinden tümlev işlemiyle hız bilgisine nasıl çevrildiği vurgulanarak tasarladığımız algoritmaların benzetimi yapılmak üzere bu bilgiler kullanılmıştır. Ataletsel algılayıcıların iç yapısı ve çalışma prensibi hakkında bilgi verilerek kullandığımız MEMS tabanlı yapıların algılama işlemini nasıl gerçekleştirdiği üzerinde detaylı incelemeler yapılmış ve ham ivme verilerinin Kalman filtresi ile durum kestirimi üzerinde çalışılmıştır.

Geleneksel Kalman filtresinin başarısı, doğru matris değerleri ile kurulan durum-uzay modelinde, Matlab programı ile benzetimini yaptığımız durum kestirim çalışmaları üzerinden vurgulanmıştır. Günümüzde halen popülerliğini devam ettiren geleneksel Kalman filtresi ile oluşturduğumuz sistem durum-uzay modelinin hız tahmin sonuçlarının ölçüm değerleri ile birebir örtüştüğünü gerçek ivme değerleri ile gözlemledik.

AÖB sistemimizin durum-uzay modelinin hatalı kurulması sonucunda Kalman filtremizdeki kestirim değerlerimizde sapmalar meydana gelmiş ve Kalman bu hususta başarısını yitirmiştir. Durum tahminlerinde iraksamaların olduğu her iki eksen için çizdirilen benzetim sonuçları ile ortaya konulmuştur.

Adaptif Kalman filtresi, Kalman filtresinin unutma faktörü ile adaptif bir yapıya getirilmesi ile oluşturulmuştur. Tasarlanan algoritma çerçevesinde AÖB algılayıcısından alınan ivme değerleri ile hız kestirimi gerçekleştirilmiştir. Aynı grafik üzerinde çizim yapılarak Kalman ve Adaptif Kalman filtresinin performansı karşılaştırılmıştır.

Tez kapsamında geliştirilerek sistemimize entegre edilen adaptif Kalman filtresi, AÖB sistemimizin durum-uzay modeli yanlış olsa bile Kalman filtresinin yanlış çalışarak ıraksadığı durumlarda istediğimiz hız kestirimini başarıyla gerçekleştirmiştir. Bölüm 6.3 'te yaptığımız benzetim sonuçları grafiklerinden gözlemlediğimiz üzere hızın tahminlerle örtüştüğü bizim başarı kriterimizdir.

Yanlış durum-uzay modeli üzerinden Kalman filtresi ile durum tahmini yaptığımızda elde edilen kestirim değerleri ile ölçülen değerler arasında ortalama hata kareleri yöntemi ile regresyon analizi yapıldığında elde edilen ortalama hata değeri 1.698 çıkmıştır. Ancak unutma faktörü ile güçlendirdiğimiz Adaptif Kalman algoritmasının AÖB verilerine uygulanması sonucu kestirim ile ölçüm değerleri arasındaki ortalama hata 0.05 seviyelerinde çıkmaktadır. Bu sonuca göre tahmin ve ölçüm verileri arasındaki ilişkinin sıfıra daha yakın olduğu Adaptif Kalman filtresinin hatalı model AÖB uygulamasında Kalman filtresine göre başarılı olduğu kanıtlanmıştır.

Gelecek çalışmalar için, Kalman filtresinin performansında iyileştirmeler yapılabilir, sistemdeki hatalara rağmen doğru tahminde bulunması için araştırmalar yapıp incelenebilir. Ataletsel navigasyon günümüzde her alanda kullanıldığı için durum kestirimi büyük önem arz etmektedir. Bundan dolayı durum kestirim hatalarını olabildiğince azaltmak geliştirilerek adaptif hale getirilen filtreler ve bu filtrelerin algoritmaları denenerek doğru tahmin üzerinde performans analizi yapılabilir.

KAYNAKLAR LİSTESİ

- [1] TUTUCU, Mehmet Aykut, GPS ile desteklenen Ataletsel Seyrüsefer Sistemin Geliştirilmesi, İTÜ, 2000
- [2] AYDIN, Hakan , Complementray Filtresi, Gyroscope, Accelerometer ,Yıldız Teknik Üniversitesi, 2015
- [3] Karamat T.,Noureldin A.,Fundamentals of Inertial Navigation,Satellite-based Positioning, 2013
- [4] Oxford Technical Solutions, Inertial + GPS, Life before GPS , United Kingdom
- [5] MEKİK Çetin, SALGIN Ömer, CBS Akademi, IMU Bileşenleri, İstanbul
- [6] Groves, P., Principles of GNSS Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems,2008
- [7] Maxim Integrated Products, Inc , current measurement ,2004
- [8] ERDENER Özgür, Mems Accelerometer Design, Electronics and Communication Engineering, İTÜ,2005
- [9] SHKEL Andrei, EECS Paper Showcased in Journal of Micromechanics and Microengineering Highlights,2007
- [10] GÜNHAN Yeşim, Ataletsel Ölçüm Birimi Hatalarının Belirlenmesi ve Düzeltilmesi, Hacettepe Üniversitesi,2014
- [11] Titterton and Weston L., Strapdown Inertial Navigation Technology, IET, 2004
- [12] Paul Zarchan; Howard Musoff , Fundamentals of Kalman Filtering: A Practical Approach, 2000
- [13] ÇAYIROĞLU İbrahim, Kalman Filtresi ve Programlama ,Karabük Üniversitesi, Mekatronik Mühendisliği, 2012
- [14] NEFES M. Mehmet,. Doğrusal Olmayan Ölçümlü Durum Uzay Modelleri için Kalman Filtresi Kestirimi Yaklaşımlarının Karşılaştırılması, 2009
- [15] PINAR Duygu, İvmeölçer Sinyallerinin İleri Yöntemlerle Analizi, Başkent Üniversitesi,2017
- [16] Fagin, L. , Recursive Linear Regression Theory, Optimal Filter Theory and Error Analysis Optimal System. IEEE , 1964
- [17] Fitzgerald, J. , Divergence of the Kalman Filter, IEEE , 1971
- [18] Kurz L. Ve Tsai C. , An Adaptive Robustizing Approach to Kalman Filter, 1983
- [19] Mehra K., Approaches to Adaptive Filtering. IEEE , 1972

- [20] Beltran D. R., Autoregressive and Adaptive Estimation with an Application to Hurricane Track Prediction. , 1995
- [21] Xia, Q., Rao, M., Ying, Y., Shen, X., Adaptive Fading Kalman Filter with an Applications ,1994
- [22] ÖZBEK, Levent, Uyarlı Kalman Filtresi, Ankara Üniversitesi Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü,Ankara