ResearchGate

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: https://www.researchgate.net/publication/354535121

# İnsansız Hava Araçları İçin Düşük Bütçeli INS/GNSS Sistemi Entegrasyonunda Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) ve Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) Yöntemlerinin Karşılaştırılması

**Conference Paper** · May 2021

CITATIONS
0

READS
396

**2 authors:**



Ahmet Ilvan
Adana Alparslan TürkeŞ Science and Technology University
**4** PUBLICATIONS **0** CITATIONS
SEE PROFILE



Bülent Bostancı
Erciyes Üniversitesi
**27** PUBLICATIONS **125** CITATIONS
SEE PROFILE

All content following this page was uploaded by Ahmet Ilvan on 12 September 2021.

The user has requested enhancement of the downloaded file.

# İnsansız Hava Araçları İçin Düşük Bütçeli INS/GNSS Sistemi Entegrasyonunda Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) ve Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) Yöntemlerinin Karşılaştırılması

**Ahmet İlvan[1, *], Bülent Bostancı[2]**

[1]Adana Alparslan Türkeş Bilim ve Teknoloji Üniversitesi, Yapı İşleri ve Teknik Daire Başkanlığı, 01250 Adana
[2]Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 38280 Kayseri

## Özet

*İnsansız Hava Aracı (İHA) alanında, son yıllarda ki teknolojik gelişmelere paralel olarak, kullanım kolaylığı, zaman tasarrufu, düşük maliyetli çözümler sunması ve gerekli şartlar sağlandığında yeterli hassasiyette ürünler sunması gibi birçok alanda gelişmeler meydana gelmiştir. Bu gelişmelerden dolayı da çok fazla disiplinler tarafından yaygın olarak kullanılmaktadır. Harita mühendisliği de bu disiplinler arasında ciddi bir pay sahibi olmuştur. Buna bağlı olarak son zamanlarda İHA ile üretilen harita ürünlerinin doğruluklarını irdeleyen çok sayıda akademik çalışmalar yapılmaktadır.*
*İHA ile harita üretiminde, Doğrudan Coğrafi Konumlandırma yöntemi gibi kamera dış yöneltme elemanlarının (X0,Y0,Z0 ω,φ,K) değerlerine doğrudan ihtiyaç duyan bir yöntem ile üretilen harita ürünlerinin doğruluğunu önemli ölçüde etkileyen ve resim çekme anındaki koordinatlarını ve dönüklük açı değerlerinin ölçümlerini veren INS/GNSS bütünleşme sisteminin verilerinin füzyonunu ve optimizasyonunu gerçekleştiren tekniklerden yaygın olarak Genişletilmiş Kalman Filtresi (Extended Kalman Filter EKF) ve Kokusuz Kalman Filtresi (Unscented Kalman Filter UKF) yöntemleri kullanılmaktadır. Bu konuda her ne kadar Real Time Kinematic (RTK) ve Post Processing Kinematic (PPK) gibi yöntemler konum hassasiyeti problemini büyük ölçüde çözmüş olsa da dönüklük verilerinin hassasiyeti konusunda araştırmalara ihtiyaç vardır. Bu çalışmada düşük bütçeli INS/GNSS sistemi bütünleşmesinin optimizasyonunda kullanılan EKF ve UKF yöntemlerinin kıyaslaması ile ilgili bir çalışma yapılmıştır. Çalışmada kullanılan GNSS ve INS veri setleri, MATLAB yazılımı ortamında benzetim tabanlı olarak üretilmiş ve hesaplamalar da aynı yazılım içerisinde yapılmıştır. Yapılan çalışma sonucunda, her ne kadar UKF yönteminin hesap yükü fazla olsa da EKF yöntemine göre biraz daha iyi performans sergilediği gözlemlenmiştir.*

**Anahtar Sözcükler:** İnsansız Hava Aracı, INS-GNSS bütünleşmesi, Genişletilmiş Kalman Filtresi, Kokusuz Kalman Filtresi

## Abstract

*In the field of Unmanned Aerial Vehicle (UAV), in parallel with the technological developments in recent years, there have been developments in many areas such as ease of usage, time saving, low cost solutions and providing products with sufficient precision when convenient conditions are fulfilled. Due to these developments, it is widely used by many disciplines. Geomatic engineering has also had a significant share among these disciplines. Accordingly, there are many academic studies examining the accuracy of map products produced with UAVs recently.*
*In the production of maps with UAV, Extended Kalman Filter (Extended Kalman Filter EKF) and the Unscented Kalman Filter (UKF) are commonly used as a optimization and fusion technique for integration of INS / GNSS which provides coordinates and attitude (orientation) at the time of image posing and significantly affecting the map accuracy in the Direct Geo-referencing method which is directly using camera **exterior orientation** parameters (X0, Y0, Z0 ω, φ, K). Although methods such as Real Time Kinematic (RTK) and Post Processing Kinematic (PPK) have solved the position accuracy problem to a great extent, there is a need for research on the accuracy of the orientation data. In this study, a comparison of EKF and UKF methods used in optimization of low-cost INS / GNSS system integration has been conducted. The GNSS and INS data sets used in the study were simulated in the MATLAB software environment and the calculations were made in the same software. As a result of the study, it has been observed that although the computation burden of the UKF method is high, it performs slightly better than the EKF method.*

**Key words:** Unmanned Aerial Vehicle, INS-GNSS integration, Extended Kalman Filter, Unscented Kalman Filter

## 1. Giriş

İHA'ların klasik insanlı bir hava aracı ile kıyaslandığında en önemli avantajlarından birisi, insan hayatı için risk taşıyan veya ulaşılması güç, amaçlanan objeye ya da topoğrafyaya yakından resimlenmesi gereken yerler için kullanılması büyük bir avantaj sağlamaktadır. Bu alanlara örnek olarak doğal afet bölgeleri, dağlık volkanik bölgeler, sel yangın gibi felaketlerin yaşandığı bölgeler, nükleer sızıntının bulunduğu bölgeler gibi yerler söylenebilmektedir.
Buna karşın dezavantajları ise, özellikle düşük maliyetli İHA lar da taşıma kapasiteleri çok fazla olmadıklarından dolayı düşük ağırlığa sahip sensörler örneğin amatör kamera gibi sensörler seçilmek zorunda kalınabiliyor. Düşük maliyetli sensörler, üst sınıf sensörlere oranla daha az istikrarlı bir ölçme sunmaktadır.

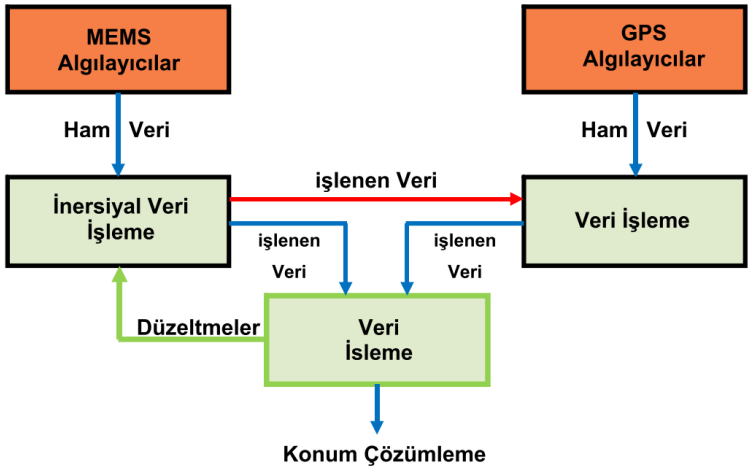
* Sorumlu Yazar: Tel: (0322)450000-1911 E-posta: ailvan@atu.edu.tr

İHA fotogrametrisinde değerlendirme işlemlerinde matematiksel modelin dayandığı parametrelerden kamera dış yöneltme elemanlarının hesaplanmasında 2 yöntem kullanılmaktadır. Bunlar Dolaylı Geo-referanslama ve Doğrudan Geo-referanslamadır. Dolaylı Geo-referanslama temel olarak AT (Aerial Triangulation/hava triyangülasyonu) tekniğine dayanan geleneksel klasik yöntemdir. AT tekniği kullanımında çalışılacak bölge için uygun yerlere Yer Kontrol Noktaları tesis edilir ve bunlara göre işlemler yapılır. Yani dış yöneltme elemanlarının hesaplanmasında kullanılmaktadır. AT tekniğinin avantajı ve dezavantajı vardır. Dezavantaj olarak erişilmesi zor sarp araziler ya da felaket bölgeleri gibi insanlarının ulaşımının güç ya da imkânsız olduğu yerlerde Yer Kontrol Noktalarının tesis edilmeleri çok zor olmakta ya da imkânsız olmaktadır [1].

Genel olarak Direct geo-referencing sistemi 2 temel teknoloji kullanmaktadır. Bunlar GNSS (Global Navigational Satellite System) ve IMU (Inertial Measurement Unit)'dir. GNSS kamera koordinatlarını kaydetmekte, INS sistemi ise resim çekim anındaki her bir resmin kamera dönüklüklerini kaydetmektedir. Bu iki sistemin parametreleri resim değerlendirme işlemlerinde birleştirilip kullanılmaktadır. Bu yöntemde dış yöneltme parametreleri INS/GNSS sistemlerinin verilerine Kalman filtresi uygulanarak hesaplanmaktadır [1].

## 2. INS/GNSS Veri Entegrasyonu

Genel olarak navigasyon amaçlı algılayıcıların entegrasyonu düşüncesi, bir referans navigasyon sistemi kullanılarak konum düzeltmeleri üzerinde yoğunlaşmaktadır. Şekil 1'de navigasyon algılayıcılarının veri birleşimleri yapısı basitçe gösterilmektedir.




Şekil 1. Genel Anlamda Navigasyon Sistemleri Entegrasyon Prensibi [6,3].

INS, konum hesaplaması için sürekli olarak üç yönlü açısal hızlanmayı, ivmelenmeyi ve dönüklükleri ölçen navigasyon sitemidir. Navigasyon uygulamalarında bağımsız bir INS kullanımın en önemli avantajı, araca ait hız ve konum bilgilerinin dinamik olarak sağlanması ve ivmelenme, açısal dönüklük ve yönelim verilerinin yüksek hızla güncellenerek kısa zamanlı yüksek performans elde edilmesidir. İvmeölçer hata kaynaklı olarak konum hatalarının zamana bağlı olarak çoğalması yani zaman arttıkça hata miktarının da artması anlamına gelmektedir, ayrıca yatay platformun doğrultulama hatası gibi dönüklük hatalarından kaynaklanan jiroskop hataları gibi INS kullanımının bir takım dezavantajları bulunmaktadır. Her iki hata zamana bağlı bir fonksiyon olarak oluştuğundan dolayı INS sistemi GNSS gibi destek sistemleri olmaksızın sadece sınırlı zamanlarda doğru sonuçlar vermektedir [2].

GNSS sinyallerine erişimin olmadığı ya da cycle-slip hatası sonucu faz belirsizliği oluştuğu anlarda, bu durum ciddi sorunlar oluşturmaktadır. INS, GNSS epokları arasındaki hareket dinamiklerini yüksek zamansal çözünürlükte sağlamakta ve ayrıca, sinyal kayıplarında ya da cycle-slip'lerde oluşan GNSS ayrık veri bileşenlerini tamamlamaktadır [4].

INS ile konumlandırma, ivmelenmelerin ve açısal değişimlerin zamanıyla, ölçü gürültü (hata) birikimleriyle ve uzun dalga boyu hatalarıyla tek başlarına yeterince kullanım doğruluğu sağlamamaktadır. GPS ölçmelerinde ise hata miktarları zaman bağlı olamamakla birlikte INS navigasyon sisteminin kısa süre aralığındaki verdiği yüksek hassasiyete ulaşamamaktadır. Yani entegre edilen navigasyon sistemleri, bağımsız olarak çalışan GPS ya da INS donanımlarına kıyasla daha iyi performans sağlamaktadırlar. Bundan dolayı GNSS/INS entegrasyonu birbirlerini tamamlar nitelikte olmakta ve ihtiyaçları karşılar doğrulukta veriler sunmaktadır [4]. GPS den elde edilen konum ve hız verileri, uzun vadede konum doğruluğunun geliştirilmesi amacıyla, INS verilerini güncelleme adına mükemmel bir dış destekleyici olarak kullanılmaktadır. Buna karşılık, GPS sinyallerinin kesilmesi süresince INS konum ve hız verilerini hassas bir şekilde sağlamaktadır.

## 2.1. INS/GNSS Veri Entegrasyonu Yöntemleri

Bir INS/GNSS bütünleşmiş navigasyon sisteminin mimarisi üç açıdan farklılık gösterir, ataletsel (inersiyal) navigasyon çözümüne düzeltmeler nasıl uygulanır, hangi tür GNSS ölçümleri kullanılır ve GNSS kullanıcı ekipmanına INS ve entegrasyon algoritması tarafından nasıl yardım edilir. Bunlar büyük ölçüde birbirinden bağımsızdır.
Literatürde, entegrasyon mimarilerini tanımlamak için gevşek bağlı (Loose Coupled), sıkı bağlı (Tight Coupled) , ultra sıkı bağlı (Ultra Tight Coupled), kullanılmaktadır.

Entegrasyon yöntemleri için open-loop ve closed-loop olmak üzere iki entegrasyon döngü yapısı bulunmaktadır. Open-loop yapısında, GNSS verileri kullanılarak INS hataları kestirimi gerçekleşmektedir. Closed-loop yapısında, Kalman filtreleme yöntemiyle elde edilen hata kestirimleri kullanılarak INS hesaplayıcı mekanizmasında algılayıcı hatalarının telafi edilmesine dayanmaktadır [2].

### 2.1.1. Gevşek Bağlı (Loose Coupled) Entegrasyon Yöntemi

Bu entegrasyon yönteminde, INS hatalarının düzeltilmesinde proses edilmiş GNSS konum ve hız verileri kullanılmaktadır. GNSS konum ve hız verileri izlenen uyduların kestirilen pseudorangeleri kullanılarak ayrı filtreleme yöntemleriyle hesaplanmaktadır [1].
Bu yöntemde, INS/GNSS sistemi, kullanılan INS düzeltmesi veya GNSS yardımı türünden bağımsız olarak, entegrasyon algoritmasına ölçüm girdileri olarak GNSS pozisyon ve hız çözümünü kullanır.

Gevşek bağlı entegrasyonun ana avantajı basit Mimaridir, çünkü herhangi bir INS ve herhangi bir GNSS kullanıcı ekipmanı ile kullanılabilir, bu da onu özellikle iyileştirme uygulamaları için uygun hale getirir. Gevşek bağlı bir mimaride, entegre çözüme ek olarak genellikle bağımsız bir GNSS navigasyon çözümü mevcuttur.

Entegrasyonda, Kalman filtre kazancı ve ölçüm yineleme oranının seçimi kritiktir. Ölçümler çok hızlı işlenirse, filtre kararsız hale gelebilir. Tersine, ölçümler çok yavaş işlenirse, INS hatalarının gözlemlenebilirliği azalacaktır. Kararlılık için, sistem, entegrasyon Kalman filtresi bant genişliği her zaman GNSS Kalman filtresinin bant genişliğinden daha az olacak şekilde ayarlanmalıdır ve bant genişlikleri dikkate alınır. Gevşek bağlı sistemlerde 10 saniyelik ölçüm-güncelleme aralıkları yaygındır.

### 2.1.2. Sıkı Bağlı (Tight Coupled) Entegrasyon Yöntemi

Bu entegrasyon yönteminde, INS çıkış verileri ile pseudorange, doppler ve taşıyıcı faz ölçülerinden oluşan ham GNSS verilerini birleştirilmektedir [2].

Her bir ham GNSS ölçümü INS çıkış verileriyle bağımsızca birleştirildiğinden dolayı tight coupled entegrasyon yöntemi loose coupled yöntemine göre daha optimal sonuçlar vermektedir. INS hatalarının düzeltmelerinin elde edilmesi için en az dört uydunun görülmesi şartına gerek olmamaktadır. Buna karşın, tüm ölçümlerin birleştirilmesi aşamasında Kalman filtreleme yönteminde doğrusal olmayan birçok eşitlikler olduğundan dolayı ve bundan dolayı lineerleştirme işlemleri gibi çok işlemler olacağı için uygulama açısından bu yöntem daha karmaşık bir yapıya sahiptir [1].

### 2.1.3. Ultra Sıkı Bağlı (Ultra tight Coupled) Entegrasyon Yöntemi

Ultra sıkı bağlı INS / GNSS entegrasyonu, Kod ve taşıyıcı GNSS dalgaları, düzeltilmiş atalet navigasyon çözümü, navigasyon veri mesajından uydu konumu ve hızı ve çeşitli GNSS hata tahminleri kullanılarak üretilir. Kombine GNSS navigasyon ve izleme ile karşılaştırıldığında, Ultra sıkı bağlı INS / GNSS entegrasyonu, mutlak dinamiklerin aksine yalnızca INS çözümündeki hataların izlenmesi gerektiği avantajına sahiptir. Bu, gürültü direncini artırarak daha düşük bir izleme bant genişliğinin kullanılmasını sağlar. Ultra sıkı bağlı entegrasyon, sınırlı süreler için dörtten daha az GNSS uydusu ile de çalışabilir [3].

## 2.2. INS/GNSS Entegrasyon Optimizasyonu

Mevcut bütünleşmiş navigasyonda yaygın olarak kullanılan optimum tahmin yöntemleri, Kalman filtresi, genişletilmiş Kalman filtresi, kokusuz Kalman filtresi, partikül filtresi, kokusuz partikül filtresi yöntemi ve tahmini filtreleme yöntemleridir. Bilgi ve akıllı teknolojinin gelişimine sahip olarak, gelişmiş akıllı yöntemlerden bazıları kademeli olarak bütünleşmiş navigasyon sistemine dahil edilmiştir, örneğin bulanık uyarlanabilir Kalman filtreleme yöntemi, bütünleşmiş çok modelli uyarlanabilir federal filtre gezinme yöntemi, genetik algoritmalara dayalı uyarlamalı filtreleme yöntemleri, sinir ağı durum tahmin yöntemi, genetik algoritmalara dayalı çok modelli Kalman filtre algoritması ve benzeri algoritmalardır. Bu çalışmada yaygın olarak kullanılan EKF ve UKF uygulamaları ve kıyaslamaları yapılacaktır.

### 2.2.1. Kalman Filtresi

Kalman filtreleme yöntemi 1960 yılında Rudolf Emil Kalman tarafından tasarlanmış ve günümüzde de halen mühendislik ve istatistik gibi birçok alanda sıklıkla kullanılmaktadır. Kalman filtresi lineer bir sistemde bulunan gaussian normal

dağılım gösteren gürültülü veriler üzerinde optimal kestirim sağlayan ve gerçek zamanlı olarak bu kestirimleri yapılabilen bir filtreleme yöntemidir[8]. Kalman filtresinin diğer kestirim yöntemlerine göre avantajlarından birisi gerçek zamanlı uygulamalarda iyi sonuçlar verebilmesidir. [9].

Kalman filtresinin matematik modeli, dinamik ve ölçme modelleri olmak üzere iki kısımdan oluşmaktadır. Sürekli Kalman filtresinde dinamik model, n. dereceden lineer diferansiyel denklemlerle tanımlanmaktadır [10];

$$\dot{x} = Fx + w = \frac{\partial^n x}{dt^n} \tag{1}$$

Bu diferansiyel eşitlik bir $\Delta t = t_k - t_{k-1}$ Aralığı için tanımlandığında, kesikli Kalman Filtresi için dinamik model;

$$x_k = Ax_{k-1} + w_k \tag{2}$$

Ölçme modeli ise,

$$z_k = Hx_k + v_k \tag{3}$$

Eşitliği ile ifade edilmektedir [8]. Burada geçen notasyonlar ise;

$\dot{x}$ : Sürekli Kalman Filtresinde durum vektörü
$F$ : Sürekli Kalman Filtresinde diferansiyel denklemin katsayılar matrisi
$x_k$ : Kesikli Kalman Filtresindeki $t_k$ anındaki durum vektörü
$x_{k-1}$ : Kesikli Kalman Filtresindeki $t_{k-1}$ anındaki durum vektörü
$A$ : Kesikli Kalman Filtresindeki $t_{k-1}$ anından tk anına geçiş matrisi
$w_k$ : Dinamik modele ait gürültü vektörü
$z_k$ : $t_k$ anındaki ölçü vektörü
$H$ : Ölçme modeline ait tasarım matrisi
$v_k$ : Ölçülere ait gürültü vektörü

Temsil etmektedir.

Filtre aşaması, en küçük kareler yöntemiyle dengeleme gibidir. Klasik dengelemeden en önemli farkı, ölçme modelinin yanında dinamik bir model de tanımlanarak adım adım çözüme ulaşılmasıdır. Filtre ile ölçme verileri ve öncül kestirim bilgilerinin ağırlıklı kombinasyonu ile durum bilinmeyenlerinin filtre edilmiş değerleri hesaplamaktadır. Filtre eşitlikleri dinamik ve ölçme modellerinin fonksiyonel ve stokastik yönlerini birleştirmektedir [10].

Sonuç olarak Kalman filtre eşitlikleri sade şekli ile;

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k\,(\,z_k - H\hat{x}_k^-\,) \tag{4}$$

$$P_k = (\,I - K_k H\,)\,P_k^-\,(\,I - K_k H)^T + K_k\,R\,K_k^T \tag{5}$$

Şeklinde ifade edilmektedir.[8]

Bu ifadede yer alan $K_k$, **Kalman Kazancı** olarak adlandırılmaktadır.

$$K_k = P_k^-\,H^T\,(\,H\,P_k^-\,H^T + R)^{-1} \tag{6}$$

Eşitliği ile gösterilmektedir ve kovaryans matrisinin de sade olarak gösterimi,

$$P_k = (\,I - K_k H\,)\,P_k^- \tag{7}$$

Şeklinde olmaktadır.

Kalman kazanç matrisi ölçü ve öncül kestirim değerleri arasındaki hatanın oranını belirtmektedir ve 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır. Kalman kazancının belirlenmesinde dinamik durumun ve ölçme değerlerinin normal dağılım gösteren rassal hatalarının varyans-kovaryans matrisleri olan Q ve R matrsilerinin çok önemli bir etkisi vardır.

### 2.2.2. Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF)

Kalman Filtresi ilk olarak doğrusal sistemlerde durum kestirimleri için optimum sonucu vermesi için tasarlanmıştı. Ancak gerçek şartlarda bu her zaman mümkün olmuyor. Sistem dinamik ya da ölçüm bağıntılarından biri ya da her ikisi de doğrusal değilse bu sistemin kalman filtre öncesi doğrusallaştırılması gerekmektedir. Bundan dolayı son kestirim

civarında bağıntı Taylor serisine açılıp ikinci dereceden ve daha yüksek terimler atılarak doğrusal hale getirme işlemi yapılmakta ve kalman filtresi uygulanmaktadır. Bu şekilde ki işlem adımlarından oluşan filtreleme yöntemi Genişletilmiş Kalman Filtreleme olarak adlandırılmaktadır.

Taylor serisi kullanılarak, doğrusal olmayan durumlarda sistem ve ölçü model fonksiyonlarının kısmi türevleri alınarak doğrusallaştırılması yapılabilmektedir [11]. Bunun için, sistemin durum vektörü;

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k, w_{k-1}) \tag{8}$$

Ölçme modeli ise,

$$z_k = h(x_k, v_k) \tag{9}$$

Olarak tanımlanmaktadır. $w_k$ ve $v_k$ gürültü değerleri yok sayarsak yani 0 alırsak, durum ve ölçü vektörleri,

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_k, 0) \tag{10}$$

$$\hat{z}_k^- = h(\hat{x}_k^-, 0) \tag{11}$$

Olarak ifade edilir.

$$x_k \approx \hat{x}_k^- + A(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + Ww_{k-1} \tag{12}$$

$$z_k \approx \hat{x}_k^- + H(x_k - \hat{x}_k^-) + Vv_k \tag{13}$$

Eşitliklerde geçen notasyonlar,

$x_k$ ve $z_k$ : durum vektörü ve ölçü vektörü
$\hat{x}_k^-$ ve $\hat{z}_k^-$ : yaklaşık durum vektörü ve ölçü vektörü
$\hat{x}_k$ : k anında bir sonraki durum kestirimi
$w_k$ ve $v_k$ : sistem ve ölçü gürültüsü

*A* : *f'in x* e göre kısmi türevine ait Jacobian matrisi $A_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\hat{x}_k, u_k, 0)$

*W* : *f'in w* e göre kısmi türevine ait Jacobian matrisi $W_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial w_{[j]}}(\hat{x}_k, u_k, 0)$

*H* : *h'in x* e göre kısmi türevine ait Jacobian matrisi $H_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\hat{x}_k^-, 0)$

*V* : *h'in v* e göre kısmi türevine ait Jacobian matrisi $V_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial v_{[j]}}(\hat{x}_k^-, 0)$

#### 2.2.3. Kokusuz Kalman Filtresi (UKF)

Kokusuz kalman filtresi, fonksiyonları doğrusallaştırmak için sigma noktaları olarak adlandırılan nokta kümeleri kullanmaktadır. Sigma noktalarının seçilme işleminde ise rassal Gauss değişkeni ile ortalamaları ve kovaryansı ve olasılıkla yüksek derece momentlerinin eşleşecek şekilde dikkate alınmalıdır. Fonksiyonun doğrusallık derecesine göre kovaryans ve ortalama değerlerinin fonksiyon üzerinden doğrusallaştırılması klasik Taylor serisine göre doğrusallaştırılmasından daha iyi sonuçlar vermektedir. Kokusuz kalman filtresindeki ana düşünce; fonksiyonun kendisinin yerine olasılık yoğunluk fonksiyonu dağılımına yakınsamasını hedeflemektir

Aşağıda genel anlamda Kokusuz Kalman Filtresinin algoritması verilmiştir [12];

*Öncül değerlerin verilmesi:*

$$\hat{x}\ , P_0^+ \tag{14}$$

*Sigma noktalarının belirlenmesi:*

$$\chi_{k,i} = \hat{x}_{k-1}^+ + \left(\sqrt{nP_{k-1}^+}\right)_i^T,\ \chi_{k,i+n} = \hat{x}_{k-1}^+ + \left(\sqrt{nP_{k-1}^+}\right)_i^T, i = 1, \dots n \tag{15}$$

*Zaman güncelleme:*

$$\hat{x}_k^- = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} f_{k-1}\left(\chi_{k,i}\right) \tag{16}$$

$$P_k^- = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n}\left[f_{k-1}(\chi_{k,i}) - \hat{x}_k^-\right]\left[f_{k-1}(\chi_{k,i}) - \hat{x}_k^-\right]^T + Q_{k-1} \tag{17}$$

*Sigma noktalarının belirlenmesi:*

$$\chi_{k,i} = \hat{x}_k^- + \left(\sqrt{nP_k^-}\right)_i^T, \chi_{k,i+n} = \hat{x}_k^- - \left(\sqrt{nP_k^-}\right)_i^T, i = 1, \dots n \tag{18}$$

*Ölçümlerin Tahmini:*

$$\hat{y}_k = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} h_k\left(\chi_{k,i}\right) \tag{19}$$

*Kovaryansın güncellenmesi:*

$$P_k^y = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n}\left[h_k(\chi_{k,i}) - \hat{y}_k\right]\left[h_k(\chi_{k,i}) - \hat{y}_k\right]^T + R_k \tag{20}$$

$$P_k^{xy} = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n}\left[\chi_{k,i} - \hat{x}_k^-\right]\left[h_k(\chi_{k,i}) - \hat{y}_k\right]^T \tag{21}$$

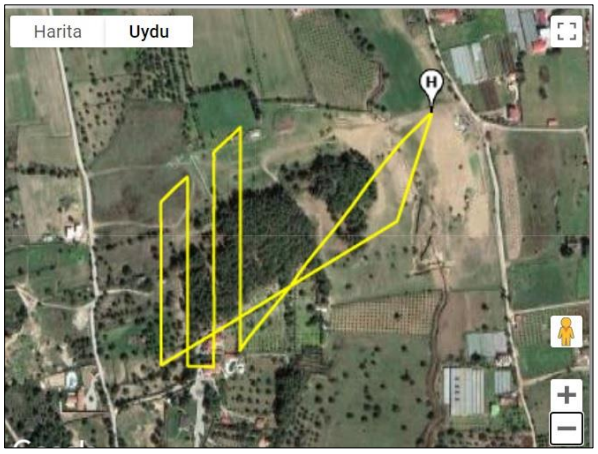
*Ölçümlerin güncellenmesi:*

$$K_k = P_k^{xy}\left(P_k^y\right)^{-1},\ \hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k(y_k - \hat{y}_k),\ P_k^+ = P_k^- - K_k P_k^y K_k^T \tag{22}$$

Burada geçen, n sistem durum vektörünün boyutunu, Q matrisi sistem işlem gürültüsünün kovaryans matrisini, R matrisi ölçümlerin gürültüsünün kovaryans matrisini temsil etmektedir.

## 3. Uygulama

Bu çalışmada kullanılan GNSS ve INS veri setleri MATLAB yazılımı ortamında benzetim tabanlı olarak üretilmiş ve uçuş güzergahı ise 10 dakikalık GNSS epok süresi olacak şekilde ve Şekil 1' de görüldüğü gibi gerçek iha verilerine yakın bir güzergah olarak üretilmiştir. Çalışmada kullanılan EKF ve UKF filtreleri ve gerekli olan diğer yazılımlar MATLAB yazılımı içerisinde geliştirilmiştir. Koordinat sistemi olarak NED (North, East, Down) sistemi tanımlanmış ve oluşturulan uçuş güzergahı bu koordinat sisteminde tanımlanmıştır.




Şekil 2. Üretilen iha uçuş güzergahı

Benzetim tabanlı olarak üretilen IMU (ivmeölçer, jiroskop, manyetometre) verileri içi aşağıdaki parametreler kullanılmıştır.

**İvmeölçer için;**
Measurement Range = 19.6133;
Resolution = 0.0023928;
Constant Bias = 0.19;
Noise Density = 0.0012356;

**Jiroskop için;**
Measurement Range = 4.3633
Resolution = 0.0011
Constant Bias = 0.0545
Axes Misalignment = 1.5;
Noise Density = 0.00043633

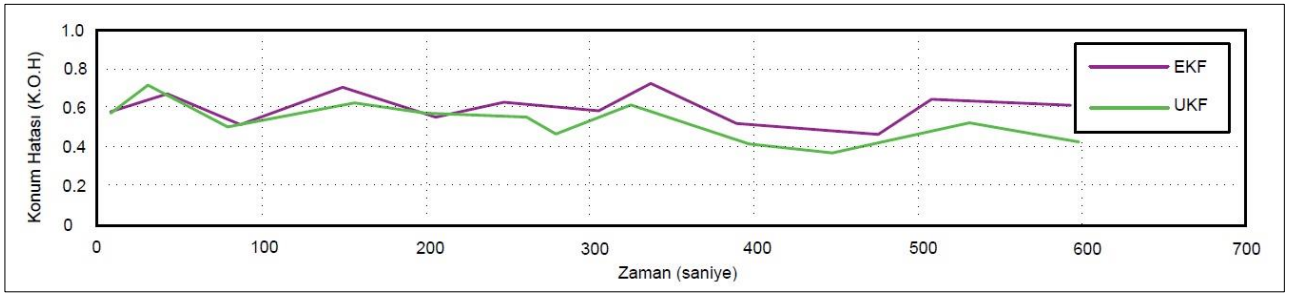
**Manyetometre için;**
Measurement Range = 1000;
Resolution = 0.1;
Constant Bias = 100;
Noise Density = 0.0424

Çalışmada durum uzay modeli olarak 22 serbestlik derecesine sahip model tasarlanmıştır. Yani kalman filtresinin durum modelindeki *A* transition matrisi (katsayılar/geçiş matrisi ) böylelikle 22x22 boyutunda bir matris olmaktadır. Bu matrisi oluşturan bileşenleri ise aşağıda verilmiştir;

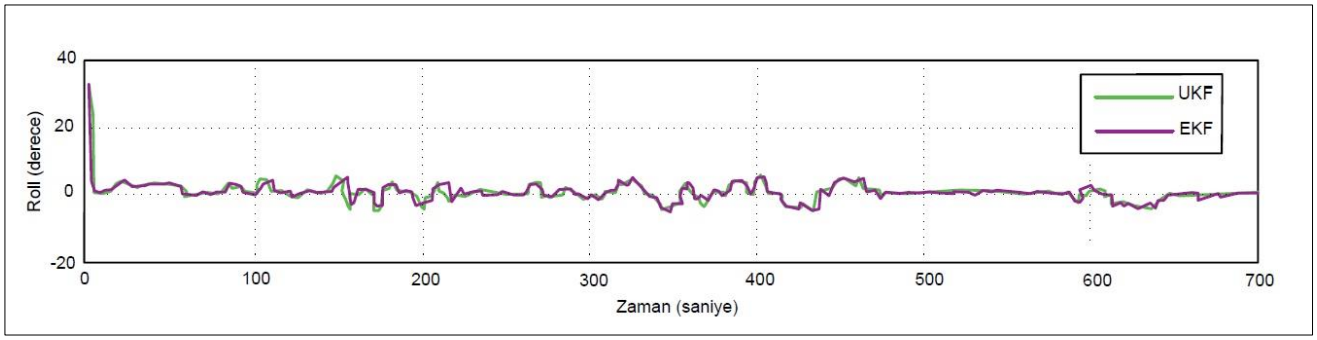
- Quaternion (roll,pitch,yaw dönüklük)
- Hız (NED)
- Konum (NED)
- Delta Angle Bias (XYZ)
- Delta Velocity Bias (XYZ)
- Manyetik alan vektörü (NED)
- Manyetometre Bias (XYZ)

Dönüklük değerleri (roll,pitch,yaw) işlem hızı açısından verimli olmak için quaternion olarak tanımlanmış ve işlemlerde o şekilde kullanılmıştır.

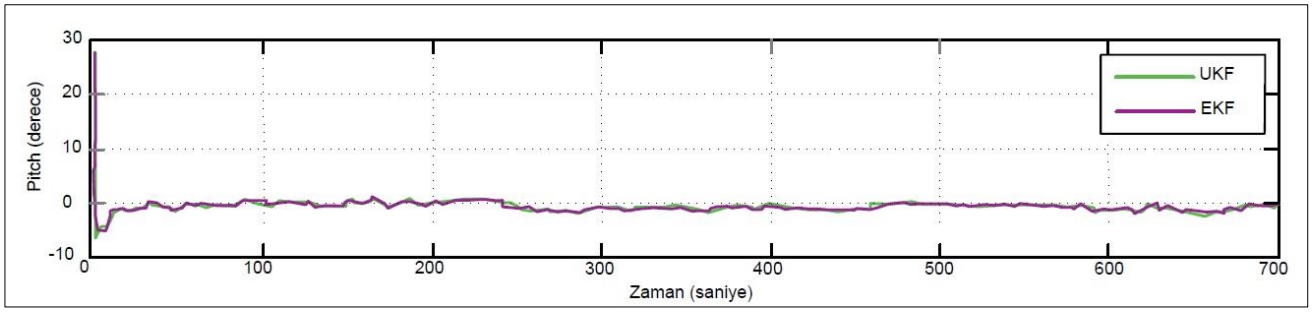
Yapılan çalışmalar sonrasında elde edilen sonuçlar Şekil 3, Şekil 4, Şekil 5 ve Şekil 6 de gösterilmektedir.



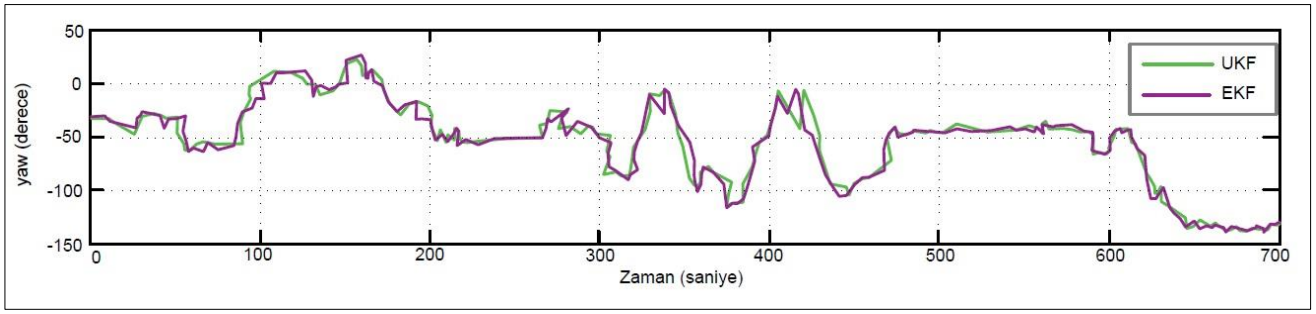

Şekil 3. EKF ve UKF filtrelemeleri sonucu elde edilen konum karesel ortalama hataları



Şekil 4. EKF ve UKF filtrelemeleri sonucu elde edilen Roll dönüklük değerleri




Şekil 5. EKF ve UKF filtrelemeleri sonucu elde edilen Pitch dönüklük değerleri




Şekil 6. EKF ve UKF filtrelemeleri sonucu elde edilen yaw dönüklük değerleri

## 4. Sonuçlar

Yapılan bu çalışmada, İnsansız Hava Araçları İçin Düşük Bütçeli INS/GNSS Sistemi Entegrasyonunda yaygın olarak kullanılan ve çoğu yeni yöntemlerinde geliştirilmesinde temel alınan Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) ve Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) Yöntemlerinin Karşılaştırılması konusu ele alınmıştır. Bunun için MATLAB yazılımı ortamında gerekli yazılımlar geliştirilmiş ve uygulama ile ilgili GNSS/IMU ve uçuş güzergah verileri uygun parametreler verilerek üretilmiş ve sonuçları grafikler halinde sunulmuştur. Çalışma sonrası elde edilen bulgular;

- UKF nin kullanımında konum doğruluğu ( karesel ortalama hataları) EKF ye göre yakın olmakla birlikte daha düşük olduğu gözlemlenmiştir.
- IMU dönüklük verileri üzerindeki filtreleme işlemleri her iki filtre içinde yakın sonuçlar vermektedir.
- EKF nin fonksiyonun doğrusallaştırma aşamasında Taylor seri yöntemi ile çalıştığı için 1. Derece fonksiyon elemanları alındığı için özellikle doğrusallık özelliği düşük olan fonksiyonlar karşısında daha çok hatalı sonuçlar vermektedir. Buna karşın UKF 1. Derece sonrası fonksiyon elemanlarını da göz önüne aldığından daha iyi sonuçlar vermektedir. Ancak bu durum beraberinde işlem yükü de getirmektedir.
- Günümüzde teknolojinin çok hızlı gelişimi göz önüne alındığında, iha ların sahip olduğu donanımların da gelecek günlerde işlem kapasitesinin çok daha yukarılara çıkması kaçınılmazdır. Bundan dolayı gelecek zamanlarda iha ların INS/GNSS entegrasyon algoritmalarında UKF nin daha gelişmiş versiyonlarının kullanılacağı öngörülebilir.

## Kaynaklar

1. Rabah, M., Ghanem, E., Ehadary, A., (2018). Using RTK and VRS in Direct Geo-referencing of the UAV Imagery. NRIAG Journal of Astronomy and Geophysics.

2. Chiang, K.W., INS/GPS Integration Using Neural Networks for Land Vehicular Navigation Application, Ph.D. Thesis, University of Calgary, Alberta, Canada, 2004.

*3.* Beşdok, E., Özçelik, A.E., (2009). Kalman Filtreleme Yöntemiyle Otonom Hava Araç Navigasyonunda GPS/INS Entegrasyonu. *TMMOB Harita ve Kadastro Mühendisleri Odası, 12. Türkiye Harita Bilimsel ve Teknik Kurultayı, 11-15 Mayıs 2009, Ankara*

4. Kocaman, S., GPS and INS Integration with Kalman Filtering for Direct Georeferencing of Airborne Imagery, Geodetic Seminar Report, ETH Hönggerberg, Zurich, 2003.

5. Kubrak, D., Hybridisation of a GPS Receiver with Low-Cost Sensors for Personal Positioning in Urban Environment, Ph.D. Thesis, Telecom Paris, 2007.

6. Özçelik A. E., 2009. "Kalman Filtreleme Yöntemi Kullanılarak GPS/INS Veri Entegrasyonu", Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.

7. Karaim , M., Ultra-tight GPS/INS Integrated System for Land Vehicle Navigation in Challenging Environments, Ph.D. Thesis, University of Queen's, Ontario, Canada, 2019.

8. C. K. Chui, G. Chen et al., Kalman Filtering: With Real-time Applications. Springer,

9. Shrotriya, A. "Robot path planning and tracking of a moving target using kalman filter," Ph.D. dissertation, Calfornia State University, 2010.

10. İnce, C.D., Dinamik Sistemlerin GPS ve Kalman Filtresi ile Anlık Olarak İzlenmesi, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, 1999.

11. Welch, G., Bishop, G., An Introduction to the Kalman Filter, University of North Carolina at Chapel Hill, ACM Inc. Publication, Los Angeles, 2001.

12. Zhou, J., Low-cost MEMS-INS/GPS Integration using Nonlinear Filtering Approaches , Ph.D. Thesis, University of Siegen, Germany, 2013.

View publication stats