# Hassas Nokta Konumlama İçin Robust Kalman Filtresi Yöntemlerinin Analizi

(Analysis of Robust Kalman Filter Methods for Precise Point Positioning)

## Berkay BAHADUR \* D, Metin NOHUTCU

Hacettepe Üniversitesi, Geomatik Mühendisliği Bölümü, 06800, Çankaya, Ankara \*Sorumlu yazar: berkaybahadur@hacettepe.edu.tr

Geliş Tarihi (Received): 09.03.2020

Kabul Tarihi (Accepted): 29.05.2020

# ÖΖ

Hassas Nokta Konumlama (Precise Point Positioning, PPP) cözümlerinde bilinmeyenlerin tahmini için genellikle ideal kestirici olarak Kalman filtresi kullanılır. PPP için fonksiyonel ve stokastik modellerin uygun bir şekilde tanımlanması Kalman filtresinden daha güvenilir sonuçlar elde edilmesi anlamına ölçülerin ve bilinmeyen gelmektedir. Ancak parametrelerin stokastik davranışlarını modelleyebilmek oldukça güçtür. Dahası ölçüler ve dinamik modeldeki kaba hatalar, düzeltilemeyen küçük faz kesiklikleri ve modellenemeyen donanım hataları Kalman filtresi performansını kötü yönde etkilemektedir. Bu olumsuzlukların filtre sonucuna etkisini en aza indirebilmek için robust Kalman filtresi yöntemleri kullanılmaktadır. Literatürde GNSS (Global Navigation Satellite System) uygulamalarında kullanılmış çeşitli robust Kalman filtresi yöntemleri mevcuttur. Bu calısmanın temel amacı PPP çözümlerine uygulanabilecek başlıca robust Kalman filtresi yöntemlerini tanıtmak ve ilgili yöntemlerin PPP konum belirleme performansına olan etkisini arastırmaktır. Bu amaçla çalışma kapsamında farklı robust yöntemler farklı PPP filtreleme yaklaşımı içeren beş oluşturulmuştur. Daha sonra 1-10 Eylül 2019 tarihleri arasında on IGS (International GNSS Service) istasyonunda toplanmış gözlem verileri beş farklı yaklaşımla ayrı ayrı işlenmiştir. İlgili yaklaşımlara ait PPP çözümleri konum doğruluğu ve yakınsama süresi açısından değerlendirilmiş ve sonuçlar robust Kalman filtresi kullanımının geleneksel Kalman filtresi ile kıyaslandığında PPP konum doğruluğunu iyileştirdiğini göstermiştir. Öte yandan sonuçlar incelendiğinde PPP performansının uygulanan robust Kalman filtresi göre önemli değişiklikler gösterdiği modeline görülmüştür. Son olarak, bu çalışmada iyileştirilmiş IGG III (Institute of Geodesy and Geophysics) fonksiyonunu iceren uyarlı robust Kalman filtresi hem statik hem de kinematik PPP çözümleri için en başarılı sonuçları üretmiştir.

Anahtar Kelimeler: GNSS, GPS, Hassas Nokta Konumlama, PPP, Robust Kalman Filtresi, IGG III

## ABSTRACT

For estimating unknown parameters in Precise Point Positioning (PPP) solutions, the Kalman filter is usually used as an optimal estimator. Defining appropriate functional and stochastic models for PPP stands for acquiring more reliable results from the Kalman filter. However, it is very challenging to model the stochastic behavior of measurements and unknown parameters. Besides, gross errors in measurements and dynamic model, undetected small cycle slips and unmodelled hardware biases degrades the Kalman filter performance. Robust Kalman filter methods are utilized to minimize the negative influences of these drawbacks on the filter results. In the literature, there exist several robust Kalman filter methods that have been employed in GNSS (Global Navigation Satellite System) applications. The main objective of this study is to introduce the essential robust Kalman filter methods that can be applied to PPP solutions and to investigate their effects on the PPP positioning performance. For this purpose, five different PPP filtering approaches which include various robust methods were constructed as a part of this study. Then, the observation data collected at ten IGS (International GNSS Service) stations during ten days between September 1-10, 2019 were processed separately with these five different approaches. The PPP solutions obtained from the related approaches were assessed in terms of positioning error and convergence time and the results showed that the employment of robust Kalman filter improves the positioning accuracy of PPP compared with the traditional Kalman filter. Moreover, when the results were analyzed, it was observed that the PPP positioning performance alters significantly depending on the applied robust Kalman filter model. Finally, the adaptive robust Kalman filter method containing improved IGG III (Institute of Geodesy and Geophysics) function provided most successful solutions for both static and kinematic PPP solutions in this study.

*Keywords:* GNSS, GPS, Precise Point Positioning, PPP, Robust Kalman Filter, IGG III

## 1. GİRİŞ

Hassas Nokta Konumlama (Precise Point Positioning, PPP) son yıllarda GNSS (Global Navigation Satellite System) topluluğu içinde oldukça ilgi çekici bir konu olmuştur. PPP, yalnızca tek bir alıcı kullanarak herhangi bir referans istasyona ihtiyaç duymadan yüksek doğruluğu sağlayabilmektedir. PPP konum tekniğinde uydu yörünge ve saat hataları küresel bir ağdan (ör. International GNSS Service, IGS) elde edilmiş hassas ürünler yardımıyla ortadan kaldırılır. Öte yandan çift-frekanslı kod ve faz iyonosferden ölçülerinin bağımsız lineer kombinasyonları aracılığıyla iyonosfer etkisi büyük oranda giderilir. Bu sayede PPP tekniği kullanılarak santimetre veya milimetre seviyesinde

Attf/To cite this article: Bahadur, B. ve Nohutcu, M. (2020). Hassas Nokta Konumlama İçin Robust Kalman Filtresi Yöntemlerinin Analizi. *Harita Dergisi*, 164, 29-42.

konum doğruluğuna erişmek mümkündür (Zumberge, Heflin, Jefferson, Watkins ve Webb, 1997; Kouba ve Héroux, 2001). Yüksek doğruluk sağlamasına ek olarak referans istasyon ihtiyacını ortadan kaldırması sonucu uygulamada getirdiği kolaylıklar nedeniyle PPP günümüzde birçok uvqulamasında GNSS yoğun olarak kullanılmaktadır (Shi, Yuan, Cai ve Wang, 2017; Yigit ve Gurlek, 2017; Hernández-Pajares, Roma-Dollase, Garcia-Fernàndez, Orus-Perez ve García-Rigo, 2018; Krietemeyer, Ten Veldhuis, Van der Marel, Realini ve Van de Giesen, 2018; Paziewski, Sieradzki ve Baryla, 2018).

PPP ile doğru ve güvenilir çözüme ulaşabilmek için tahmin süreçlerinde fonksiyonel ve stokastik modellerin uygun bir şekilde tanımlanması gerekmektedir. İlk olarak Zumberge ve diğerleri (1997) tarafından ortaya atılan ve ardından Kouba ve Héroux (2001) tarafından uygulanan fark alınmamış (undifferenced) iyonosferden bağımsız kod ve faz gözlemleri, PPP tekniği açısından en çok bilinen ve yaygın olarak kullanılan fonksiyonel modeldir. Tahmin süreçlerinde kullanılan stokastik modeller üzerine ise birçok çalışma mevcuttur ve stokastik davranışların uygun bir şekilde belirlenmesi çözüm performansını önemli ölçüde etkilemektedir. PPP cözümlerinde bilinmeven parametrelerin tahmini için genellikle ideal kestirici olarak Kalman filtresi kullanılmaktadır (Gelb, 1974; Kouba, Lahaye ve Tétreault, 2017). Kalman filtresinde ölçülerin ve bilinmeyen parametrelerin stokastik özelliklerinin iyi bir şekilde tanımlanması, daha doğru ve güvenilir bir çözüme ulaşılması anlamına gelmektedir. Ancak, bu stokastik özellikleri problemin doğasına uygun şekilde belirlemek oldukça güçtür. Diğer taraftan kaba hatalar, düzeltilemeyen küçük faz kesiklikleri (cycle slips) ve modellenemeyen donanım hataları da Kalman filtresinin performansını olumsuz yönde etkilemektedir (Yang, 2006). Bir ölçünün içerdiği kaba hata o noktada bir sıçramaya neden olduğu gibi ayrıca ardı sıra gelen Kalman filtresi çözümlerini de etkileyecektir. Tüm bunların filtre sonucuna etkisini en aza indirebilmek için robust istatistiăe dayanan robust Kalman filtresi vöntemleri kullanılmaktadır (Yang, Song ve Xu, 2002; Yang, 2006). İlave olarak, uyarlı (adaptive) Kalman filtresi de ölcüler ile tahmini sistem parametrelerin dinamiklerinin bilinmeyen kestirimine olan katkısını dengelemek için sıklıkla başvurulan bir yöntemdir (Mohamed ve Schwarz, 1999).

Son zamanlarda yapılan birçok araştırma robust Kalman filtresi ve/veya uyarlı robust Kalman filtresi yöntemlerinin GNSS uygulamalarında başarıyla kullanılabileceğini göstermiştir. Örneğin, Yang, He ve Xu (2001) çalışmalarında kullandıkları uyarlı robust Kalman yönteminin aykırı ölçülere filtresi ve öngörülemeyen model hatalarına geleneksel Kalman filtresi uygulamalarına göre daha dayanıklı olduğunu göstermişlerdir. Ding, Wang, Rizos ve Kinlvside (2007) kovarvans-temelli uvarlı Kalman filtresi modeli geliştirmiş ve bu modelin GPS/INS entegrasyonunda Kalman filtresi performansını önemli ölçüde iyileştirdiği sonucuna varmışlardır. Yine, Guo ve Zhang (2014) eşdeğer kovaryans matrisi ve uyar faktörü içeren yeni bir uyarlı robust Kalman filtresi yöntemi geliştirmişler ve bu yöntemin statik ve kinematik PPP çözümlerinde geleneksel Kalman filtresine göre daha yüksek konum doğruluğu sağladığını göstermişlerdir. Zhang, Zhao, Zhao ve Zhou (2018) ise araştırmalarında t-test istatistiklerini kullanarak geliştirdikleri iyileştirilmiş bir uyarlı robust Kalman filtresiyle GPS ve BeiDou gözlemlerini içeren PPP çözümünü, konum doğruluğu ve yakınsama süresi açısından iyileştirdiklerini ortaya koymuşlardır. Burada sunulan çalışmalara ilave olarak literatürde navigasyon amaçlı yürütülen birçok robust Kalman filtresi çalışması bulunmaktadır. Bu calışmaların büyük bir çoğunluğunda öne sürülen vöntemin basarısını ölcebilmek icin geleneksel Kalman filtresinin sonuçlarıyla çeşitli açılardan kıyaslama yoluna gidilmiştir. Şimdiye dek robust vöntemlerin kendi aralarında performans değerlendirmesi yapılmamış ve hangisinin daha güvenilir ve doğru sonuç ürettiğine dair kayda değer bir çalışma bulunmamaktadır. Daha öncede belirtildiği üzere kullanılan tahmin yöntemi ve stokastik modellerin doğruluğu PPP tekniğinin konum belirleme performansını etkileyen önemli faktörlerin başında gelmektedir. Tüm bunlar göz önüne alınarak bu çalışmanın temel amacı PPP çözümlerine uygulanabilecek başlıca robust Kalman filtresi yöntemlerini tanıtmak ve farklı robust Kalman filtresi yöntemlerinin PPP performansına olan etkisini değerlendirmektir. Bu amaçla, farklı filtreleme yöntemleri kullanılarak PPP çözümleri gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar konum doğruluğu ve yakınsama süresi açısından değerlendirilmiştir.

# 2. PPP İÇİN TEMEL MODELLER

Bu kısımda PPP çözümü için gerekli olan fonksiyonel ve stokastik modeller açıklanacaktır. Ayrıca bilinmeyen parametrelerin tahmini için kullanılacak genişletilmiş Kalman filtresi de geleneksel yaklaşıma uygun olarak sunulacaktır.

## a. PPP Ölçü Modeli

Daha önce de ifade edildiği üzere standart PPP tekniğinin ölçü modelini çift-frekanslı kod ve faz ölçülerinin iyonosferden bağımsız (İB) lineer kombinasyonları oluşturmaktadır. Bu kombinasvonlar savesinde GNSS sinvalleri üzerindeki iyonosfer etkisi büyük oranda ortadan kaldırılmış olur. Diğer taraftan PPP tekniğinde uydu yörünge ve saat hatalarını gidermek için genellikle IGS tarafından üretilen hassas uydu ürünleri kullanılmaktadır. IGS tarafından üretilen hassas uydu ürünleri İB lineer kombinasyonlar baz alınarak üretilirler. IGS ürünlerinde sunulan hassas uydu saat düzeltmeleri uydu saat hatalarına ek olarak uydu kod donanım hatalarını da içermektedir. Bu nedenle, PPP ölçü modelinde uydu kod donanım hataları uydu saat hatasına yüklenir ve hassas ürünler yardımıyla düzeltilir. Alıcı kod donanım hataları ise aralarındaki yüksek korelasyon nedeniyle alıcı saat hataları ile birlikte kestirilirler. IGS ürünleri arasında faz donanım hataları için ayrı ürünler bulunmamaktadır. Bundan dolayı, uydu ve alıcı faz donanım hataları genellikle belirsizlik parametresiyle birlikte tek bir bilinmeyen olarak tahmin edilir (Kouba ve Héroux, 2001; Steigenberger ve diğerleri, 2015). Sonucta, çift-frekanslı kod (P) ve faz (L) gözlemleri için İB eşitlikleri aşağıdaki kombinasyon şekilde yazılabilir:

$$P_{IF,r}^{s,j} = \rho_r^{s,j} + \widetilde{cdt}_r^s - \widetilde{cdT}_r^{s,j} + T_r^{s,j} + \varepsilon \left(P_{IF,r}^{s,j}\right)$$
(1)

$$L_{IF,r}^{s,j} = \rho_r^{s,j} + \widetilde{cdt}_r^s - \widetilde{cdT}^{s,j} + T_r^{s,j} + \lambda_{IF}^s \widetilde{N}_{IF}^{s,j} + \varepsilon(L_{IF,r}^{s,j})$$

$$(2)$$

burada

$$\widetilde{cdt}_r^s = (cdt_r^s + b_{IF,r}^s)$$
(3)

$$\widetilde{cdT}^{s,j} = (cdT^{s,j} + b_{IF}^{s,j}) \tag{4}$$

$$\widetilde{N}_{IF}^{s,j} = N_{IF}^{s,j} + (B_{IF,r}^s - b_{IF,r}^s) - (B_{IF}^{s,j} - b_{IF}^{s,j})$$
(5)

ayrıca *r*, *s* ve *j* sırasıyla alıcıyı, GNSS indeksini ve uydu numarasını,  $\rho_r^{s,j}$  geometrik mesafeyi, *c* ışık hızını,  $T_r^{s,j}$  troposferik gecikmeyi,  $N_{IF}^{s,j}$  ve  $\lambda_i^s$ sırasıyla belirsizlik parametresi ve İB lineer kombinasyonunun dalga boyunu,  $\varepsilon$  gürültüyü,  $cdt_r^s$ ve  $cdT^{s,j}$  sırasıyla alıcı ve uydu saat hatasını,  $b_{IF,r}^s$ ve  $b_{IF}^{s,j}$  İB lineer kombinasyon için alıcı ve uydu kod donanım hatalarını,  $B_{IF,r}^s$  ve  $B_{IF}^{s,j}$  ise İB lineer kombinasyon için alıcı ve uydu faz donanım hatalarını ifade etmektedir. Son olarak,  $cdt_r^s$  ve  $cdT^{s,j}$  saat hatalarına ek olarak donanım hatalarını da içerdikleri için sırasıyla yeniden düzenlenmiş alıcı ve uydu saat hatalarını;  $\tilde{N}_{IF}^{s,j}$  ise İB lineer kombinasyonu için düzenlenmiş belirsizlik parametresini ifade etmektedir.

Yukarıda verilen eşitlikler standart PPP vaklaşımının fonksiyonel modelini oluşturmaktadır. Burada, üç konum bileşeni, bir alıcı saat hatası, bir troposferik gecikme ve gözlemlenen her uydu için bir belirsizlik parametresi bilinmeyen parametreler olarak nitelendirilir ve tahmin sürecinde kestirilir. PPP çözümünde diğer uydu jeodezisi tekniklerinde olduğu gibi troposferin kuru ve ıslak kısımları ayrı ayrı değerlendirilir (Davis, Elgered, Niell ve Kuehn, 1993). Troposferik gecikmenin kuru bileşeni standart modeller yardımıyla düzeltilebilirken, bileşeni modellemek su ıslak buharı değişimlerindeki düzensizlikler nedeniyle oldukça güçtür. Bu nedenle PPP çözümünde yalnızca troposferik sinyal gecikmesinin ıslak bileşeni bilinmeyen olarak kestirilir.

## b. Genişletilmiş Kalman Filtresi ve Stokastik Model

Standart En Küçük Kareler (EKK) yaklaşımına ek olarak, ortak bilinmeyenlere sahip birden fazla ölçü grubu ardışık dengeleme kullanılarak da kestirilebilir. Bu sayede ölçü sayısının artmasıyla birlikte artan işlem yükü azaltılmaya çalışılır. Ancak ardışık EKK dengelemesi bilinmeyen parametrelerin zamanla değişmediği kabulüne dayanmaktadır. Ardışık EKK dengelemesi bilinmeyen parametrelerin zamana bağlı değişimi göz önüne alınarak Kalman filtresi olarak genelleştirilebilir (Leick, Rapoport ve Tatarnikov 2015).

Lineer olmayan bir sistemde genişletilmiş Kalman filtresi için bilinmeyenler ve gözlem eşitlikleri şu şekilde ifade edilebilir (Kalman, 1960; Gelb, 1974):

$$x_k = f(x_{k-1}) + w_k \tag{6}$$

$$\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k) + \boldsymbol{v}_k \tag{7}$$

burada  $x_k$  ve  $y_k$  sırasıyla bilinmeyen parametreleri içeren durum vektörü ve gözlem vektörünü; f(x)ve h(x) sırasıyla sistem dinamik ve gözlem modellerini;  $w_k$  ve  $v_k$  ise sistem ve gözlem modelleri için korelasyonsuz beyaz gürültü vektörlerini ifade etmektedir.

Durum vektörü (x) ve onun kovaryans matrisi ( $P_x$ ), herhangi bir ( $t_k$ ) epoğunda gözlem vektörü

(*y*) yardımıyla genişletilmiş Kalman filtresi kullanılarak aşağıdaki şekilde tahmin edilebilir:

$$\overline{\boldsymbol{x}}_{k} = \boldsymbol{F}_{k,k-1} \widehat{\boldsymbol{x}}_{k-1} \tag{8}$$

$$P_{\bar{x}_{k}} = F_{k,k-1} P_{\hat{x}_{k-1}} F_{k,k-1}^{T} + Q_{k,k-1}$$
(9)

$$\boldsymbol{K}_{k} = \boldsymbol{P}_{\bar{\boldsymbol{x}}_{k}} \boldsymbol{H}_{k}^{T} (\boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{P}_{\bar{\boldsymbol{x}}_{k}} \boldsymbol{H}_{k}^{T} + \boldsymbol{R}_{k})^{-1}$$
(10)

$$\widehat{\boldsymbol{x}}_k = \overline{\boldsymbol{x}}_k + \boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{y}_k - h(\overline{\boldsymbol{x}}_k)) \tag{11}$$

$$\boldsymbol{P}_{\hat{\boldsymbol{x}}_k} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{H}_k) \boldsymbol{P}_{\bar{\boldsymbol{x}}_k}$$
(12)

burada  $\hat{x}_k$  ve  $P_{\hat{x}_k}$ ,  $t_k$  epoğunda kestirilen durum vektörünü ve onun kovaryans matrisini;  $F_{k,k-1}$  ve  $Q_{k,k-1}$  sırasıyla geçiş matrisini ve sistem gürültüsünü ( $w_k$ )  $t_{k-1}$  epoğundan  $t_k$  epoğuna taşıyan kovaryans matrisini ifade eder. Ayrıca,  $\overline{x}_k$ ve  $P_{\overline{x}_k}$  öncül olarak tahmin edilmiş durum vektörü ve onun kovaryans matrisini göstermektedir.  $H_k$ kısmi türevlerden (Jacobian) oluşan dizayn matrisini,  $R_k$  ölçülerin kovaryans matrisini ve son olarak  $K_k$  Kalman kazanç matrisini ifade etmektedir.

PPP çözümü için durum vektörü bir önceki bölümde tanıtılan ölçü modelinde yer alan bilinmeyen parametrelerden oluşur. Pozisyon bileşenleri statik değerlendirmede sabit kabul edilirken, kinematik değerlendirmede hareketin zamana göre değişimi mutlaka göz önünde bulundurulmalıdır. Alıcı saat hatası ve troposferik gecikme Kalman filtresinde rastlantısal yürüyüş (random walk) olarak tahmin edilir. Belirsizlik parametreleri ise ilgili uyduya ait gözlem kesilmediği sürece sabit olarak kabul edilir ve tam sayı özelliğini kaybettiği için ondalık bir sayı olarak kestirilir (Cai ve Gao, 2013).

Kalman filtresinde ölçülerin stokastik davranışı ölçülerin kovaryans matrisi  $(\mathbf{R}_k)$  ile ifade edilir. Standart PPP yaklaşımı için fark alınmamış (undifferenced) gözlemler kullanıldığından ölçüler birbiriyle ilişkisiz kabul edilir ve ölçülerin kovaryans matrisi yalnızca köşegen elemanları, diğer bir deyişle ölçülerin varyans değerlerini içerecek şekilde oluşturulur. GNSS ölçüleri için kod gözlemlerinin faz gözlemlerine göre daha düşük sahip olduğu bilinmektedir. hassasiyete Dolayısıyla standart GNSS uygulamalarında kod ölçüleri ile faz ölçüleri arasındaki ağırlık oranı en az 1:100 olacak şekilde belirlenir (Zhang ve diğerleri, 2018). Son olarak, PPP çalışmalarında kod ve faz ölçülerine standart olarak uyduların yükselim açısına bağlı bir fonksiyona göre ağırlık verilmektedir (Cai ve Gao, 2013). Bu çalışmada, ağırlıklandırmada kullanılan varyans değerleri literatürde yaygın biçimde kullanılan fonksiyonların başında gelen kosinüs fonksiyonuna bağlı olarak belirlenmiştir (Guo ve Zhang, 2014; Zhang ve diğerleri, 2018):

$$\sigma^2 = a^2 + b^2 cos^2 E$$

burada  $\sigma^2$  ilgili gözlem için varyans değerini, *E* yükselim açısını, *a* ve *b* ise deneysel katsayı değerlerini göstermektedir. Örneğin, *a* ve *b* katsayıları faz ölçüleri için 0.003 m olarak seçilebilir (Guo ve Zhang, 2014).

## 3. ROBUST KALMAN FILTRE MODELLERI

Geleneksel Kalman filtresi, gözlemlerin içerisinde yer alan aykırı değerlere oldukça duyarlıdır ve bu durum sonuçları etkileyen önemli bir faktördür. Diğer taraftan, dinamik model hataları da özellikle kinematik çözümlerde Kalman filtresi performansını etkileyen önemli etkenler arasında yer almaktadır. Bunların filtre performansı üzerine etkisini en aza indirmek ve Kalman filtresinden en ideal çözümü elde edebilmek için robust istatistik yöntemleri Kalman filtresine entegre edilir (Yang ve diğerleri, 2001; Guo ve Zhang, 2014). Geleneksel Kalman filtresinde ölçü ağırlıkları ya da bir başka deyişle varyans-kovaryans matrisi ölçülerin öncül kabullere uygun olarak sabit kabul edilir. Öte yandan, ölçülerin ağırlıkları elde edilen düzeltme değerlerine göre yeniden ayarlanabilir. Bu şekilde gerçekleştirilen kestirime robust Kalman filtresi adı verilir. Robust kalman filtresinde, geleneksel yaklaşımda olduğu gibi ölçüleri reddetmek ya da kabul etmek yerine ölçülere 0 ile 1 arasında değişen ağırlıklar atanmaktadır. Bu yeniden ağırlıklandırma işlemi ise robust kestirim adı verilen sürekli fonksiyonlar aracılığıyla gerçekleştirilmektedir (Koch ve Yang, 1998).

Genel yaklaşım olarak, robust Kalman filtresinin geleneksel Kalman filtresinden farkı Kalman kazanç matrisinin hesaplanma şeklidir. Robust Kalman filtresinde Kalman kazanç ( $\overline{K}_k$ ) matrisi aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\overline{\boldsymbol{K}}_{k} = \frac{1}{a_{k}} \boldsymbol{P}_{\overline{\boldsymbol{x}}_{k}} \boldsymbol{H}_{k}^{T} (\frac{1}{a_{k}} \boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{P}_{\overline{\boldsymbol{x}}_{k}} \boldsymbol{H}_{k}^{T} + \overline{\boldsymbol{R}}_{k})^{-1}$$
(13)

burada  $\overline{R}_k$  ölçüler için robust istatistiğe dayanan eşdeğer kovaryans matrisi,  $a_k$  ise uyar faktörünü ifade etmektedir. Eşdeğer kovaryans matrisi aracılığıyla ölçüler yeniden ağırlıklandırılır ve bu sayede ölçülerin içindeki aykırı değerlerin çözüme etkisi ortadan kaldırılır. Uyar faktörü ise ölçüler ile sistem dinamiğine ait öncül değerlerin filtre sonuçlarına olan katkısını dengelemek ve böylece beklenmeyen model hatalarının önüne geçmek için kullanılır. Bu çalışma kapsamında PPP çözümü için değerlendirilecek olan robust tahmin modelleri bu bölümde açıklanacaktır.

#### a. IGG III Fonksiyonu

PPP çalışmalarında uygulanan robust Kalman filtresi yöntemleri arasında IGG III (Institute of Geodesy and Geophysics) fonksiyonu eşdeğer kovaryans matrisi hesaplamak için kullanılan en yaygın fonksiyonların başında gelmektedir. Yapılan çalışmalar, IGG III fonksiyonunu temel alan robust Kalman filtresi yöntemlerinin PPP çalışmalarında başarıyla kullanılabileceğini göstermiştir (Guo ve Zhang, 2014; Cao, Li, Zhang, Pan ve Kuang, 2018; Fu ve diğerleri, 2019). IGG III fonksiyonunda ölçülerin varyans değerleri şu şekilde hesaplanır (Yang ve diğerleri, 2002):

$$\overline{R}_i = R_i / \gamma_i \tag{14}$$

$$\gamma_{i} = \begin{cases} 1 & |\tilde{v}_{i}| \le k_{0} \\ \frac{k_{0}}{|\tilde{v}_{i}|} (\frac{k_{1} - |\tilde{v}_{i}|}{k_{1} - k_{0}}) & k_{0} < |\tilde{v}_{i}| \le k_{1} \\ 0 & |\tilde{v}_{i}| > k_{1} \end{cases}$$
(15)

burada  $\gamma_i$  varyans etki faktörünü,  $\tilde{v}_i$  standartlaştırılmış düzeltme değerini,  $k_0$  ve  $k_1$  iki eşik değerini ifade eder. Genellikle  $k_0$  1 ile 3 arasında;  $k_1$  ise 3 ile 8 arasında bir değer olarak seçilir. Standartlaştırılmış düzeltme değerleri:

$$\tilde{\nu}_i = \frac{\nu_i}{\sqrt{\hat{\sigma}_0^2 Q_{\nu_i}}} \tag{16}$$

şeklinde hesaplanır. Burada,  $v_i$  ve  $Q_{v_i}$  ilgili ölçüye ait düzeltme ve onun varyans değerini gösterir.  $\hat{\sigma}_0^2$ birim ölçünün varyans değerini ifade eder ve genelleştirilmiş en küçük kareler yaklaşımına göre şu şekilde hesaplanır:

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{\varepsilon^T \boldsymbol{Q}_{\varepsilon}^{-1} \varepsilon}{n} \tag{17}$$

burada  $\varepsilon$  öncül düzeltme vektörünü (innovations) ifade eder ve Kalman filtresi için  $\varepsilon = y_k - h(\overline{x}_k)$ şeklinde hesaplanır. İlgili kovaryans matrisi ise  $Q_{\varepsilon} = H_k P_{\overline{x}_k} H_k^T + R_k$  şeklinde bulunur.

Yukarıdaki eşitliklerden anlaşılacağı üzere IGG III fonksiyonu üç kısma ayrılır: düzeltme yeteri kadar küçükse eşdeğer varyans orijinal varyans değeri olarak seçilir; düzeltme değer kabul edilebilir düzeyde yüksek ise orijinal varyans bir etki faktörü ile yumuşatılarak kullanılır ve son olarak düzeltme kabul edilemeyecek kadar yüksekse eşdeğer varyans sonsuza yaklaştırılır bir diğer deyişle oldukça yüksek bir değer atanarak etkisiz hale getirilir.

### b. t-test İstatistik Bazlı Sınıflandırma Fonksiyonu

Bu robust yaklaşımda, IGG III modelinde olduğu gibi kritik eşik değerleri için sabit değerler seçmek yerine t-test istatistik değerlerine bağlı ağırlıklandırma benimsenmiştir. t-test bazlı sınıflandırma fonksiyonu şu şekilde hesaplanır (Zhang ve diğerleri, 2018):

$$\overline{R}_i = R_i / \gamma_i \tag{18}$$

$$\gamma_{i} = \begin{cases} 1 & T_{i} \leq t_{0}(a_{0}, \tau) \\ \frac{t_{0}}{T_{i}} \left(\frac{t_{1}-T_{i}}{t_{1}-t_{0}}\right) & t_{0}(a_{0}, \tau) < T_{i} \leq t_{1}(a_{1}, \tau) \\ 0 & T_{i} > t_{1}(a_{1}, \tau) \end{cases}$$
(19)

burada  $\gamma_i$  varyans etki faktörünü,  $t_0$  ve  $t_1$  ise  $a_0$  ve  $a_1$  güven derecelerine göre hesaplanmış t-test katsayılarını gösterir ve genelde sırasıyla 0,1 ve 0,01 olarak kullanılır.  $\tau = n - 1$  ise serbestlik derecesini ifade eder.  $T_i$  sınıflandırmada kullanılacak t-test istatistiğini belirtir ve şu şekilde hesaplanır:

$$T_{i} = \frac{\left|\tilde{v}_{i} - \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{k=1\\k\neq i}}^{n} \tilde{v}_{k}\right|}{\left|\frac{1}{n-2} \sum_{\substack{k=1\\k\neq i}}^{n} \left(\tilde{v}_{i} - \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{k=1\\k\neq i}}^{n} \tilde{v}_{k}\right)\right|}$$
(20)

burada  $\tilde{v}_i$  *i* indeksli ölçü için standartlaştırılmış düzeltme değerini ve *n* toplam ölçü sayısını ifade eder.

#### c. Öncül Düzeltme Bazlı Uyar Faktör Fonksiyonu

Ölçü sayısının bilinmeyen sayısından az olsa dahi çalışabilmesi ve yoğun bir hesap yükü getirmemesinden ötürü, öncül düzeltmeler (innovations) sıklıkla uyar faktörü belirlemek için kullanılır. Öncül düzeltme bazlı uyar faktörü  $(a_k)$ şu şekilde hesaplanır (Guo ve Zhang, 2014):

$$a_{k} = \begin{cases} 1 & |\tilde{v}_{k}| \leq c_{0} \\ \frac{k_{0}}{|\tilde{v}_{k}|} (\frac{k_{1} - |\tilde{v}_{k}|}{k_{1} - k_{0}}) & c_{0} < |\tilde{v}_{k}| \leq c_{1} \\ 0 & |\tilde{v}_{k}| > c_{1} \end{cases}$$
(21)

burada  $c_0$  ve  $c_1$  sabit eşik değerleridir ve bu değerler genellikle  $c_0$  için 1,5 ve 3,  $c_1$  için ise 3 ile 8 arasında seçilir.  $\tilde{v}_k$  öncül düzeltme değerlerinden hesaplanan istatistik değeridir ve aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$\tilde{v}_k = \frac{\varepsilon^T \varepsilon}{\sqrt{tr(\boldsymbol{Q}_{\varepsilon})}} \tag{22}$$

burada  $\varepsilon$  öncül düzeltme vektörünü ve onun kovaryans matrisini belirtir. tr ise ilgili kovaryans matrisin köşegen elemanlarının toplamı anlamına gelmektedir. Sonuç olarak, uyar faktörü 0 ile 1 arasında bir değer olarak belirlenir ve ölçüler ile sistem dinamiğine ait öncül değerlerinin filtre tahminine olan katkısını dengelemek için kullanılır. Yukarıdaki eşitliklerden de görüleceği üzere uyar faktörü ölçü hatalarından etkileneceği için uyar faktörü hesaplanmadan önce ölçüler içinde aykırı değerlerin olmadığından emin olmak gerekmektedir.

## 4. TEST VE ANALİZLER

Bu çalışma kapsamında robust Kalman filtresi yöntemlerinin PPP performansı üzerine olan etkisini inceleyebilmek için çeşitli test ve analizler gerçekleştirilmiştir. Bir önceki bölümde tanıtılan robust modeller cercevesinde bes deăisik vaklasım oluşturulmuş ve bu yaklaşımlar temelinde PPP çözümleri gerçekleştirilmiştir. Bu çözümlerden elde edilen sonuçlar ve gerçekleştirilen analizler bu bölümde kapsamlı bir şekilde sunulacaktır. Sonuç ve analizlere ek olarak oluşturulan yaklaşımların detayları, PPP cözümlerine kullanılan veri seti ve işlem strateji yine detaylarıyla bu bölümde açıklanacaktır.

PPP performansını test edebilmek için oluşturulan yaklaşımlar aşağıda sıralanmıştır:

Yaklaşım 1: Geleneksel Kalman filtresi uygulanmıştır (GKF).

Yaklaşım 2: IGG III fonksiyonu kullanılmıştır. Her bir ölçü için düzeltme değerlerine göre oluşturulan eşdeğer kovaryans matrisini içeren robust Kalman filtresi uygulanmıştır (RKF).

*Yaklaşım 3*: t-test bazlı sınıflandırma fonksiyonu kullanılarak oluşturulan eşdeğer kovaryans matrisi robust Kalman filtresinde kullanılmıştır (SKF).

Yaklaşım 4: IGG III fonksiyonu kullanılmıştır. Ancak Yaklaşım 2'den farklı olarak her ölçü için düzeltme değerlerine göre eşdeğer kovaryans matris oluşturmak yerine en büyük düzeltme değerine sahip ölçüden başlanarak iteratif bir prosedür uygulanmıştır. Her bir iterasyonda en büyük standartlaştırılmış düzeltme değerine sahip ölçü için IGG III fonksiyonu kullanılarak eşdeğer varyans değeri oluşturulmuştur. Bu şekilde büyük düzeltme değerine sahip ölçülerin diğer ölçülere etkisini en aza indirmek amaçlanmıştır. Bu yaklaşım çalışma boyunca iyileştirilmiş IGG III fonksiyonu olarak adlandırılacaktır (IKF).

*Yaklaşım 5*: İyileştirilmiş IGG III fonksiyonu ile birlikte öncül düzeltmeler baz alınarak uyar faktörü belirlenmiştir ve bu şekilde uyarlı robust Kalman filtresi uygulanmıştır (UKF).

Şekil 1 çalışma kapsamında oluşturulan beş farklı PPP değerlendirme yaklaşımını ve işlem detaylarını göstermektedir.



Şekil 1. Çalışma kapsamında oluşturulan beş farklı değerlendirme yaklaşımına ait akış şeması.

PPP çözümleri için 1-10 Eylül 2019 tarihleri arasındaki 10 günlük dönem için toplamda 10 farklı IGS istasyondan toplanmış 24 saatlik dosyaları kullanılmıştır. Çalışmada gözlem kullanılan 10 istasyon coğrafi konumları göz önünde bulundurularak ve enlem ve/veya bovlamda mümkün olduğunca esit dağılım sağlayacak şekilde rasgele seçilmiştir. İlgili istasyonlar coğrafi konumları ile birlikte Şekil 2'de sunulmuştur. Gözlem dosyalarının veri aralığı 30 saniyedir. Ayrıca, PPP çözümleri için GFZ (Geo Forschungs Zentrum Potsdam) tarafından üretilen hassas uydu yörünge ve saat ürünleri kullanılmıştır. GFZ yörünge ürünlerinin veri aralığı 300 saniye, saat ürünlerinin veri aralığı ise 30 saniyedir.

Uygulama kapsamında PPP çözümlerini PPPH gerçekleştirmek üzere yazılımının genişletilmiş bir versiyonu kullanılmıştır. PPPH, çoklu-GNSS çözümü gerçekleştirebilen tamamen açık-kaynak kodlu bir GNSS analiz yazılımıdır (Bahadur ve Nohutcu, 2018). PPPH bir önceki bölümlerde açıklanan standart PPP ölçü modeline uygun olarak farklı navigasyon sistemlerini içeren çoklu-GNSS PPP çözümleri gerçekleştirebilmektedir. Bu çalışma kapsamında gerçekleştirilen çözümler için PPPH yazılımında uygulanan temel işlem stratejileri Tablo-1'de detaylı olarak sunulmuştur.

PPP çözümlerinden elde edilen sonuçlar konum doğruluğu ve yakınsama süresi açısından

değerlendirilmiştir. Sonuçları konum doğruluğu açısından değerlendirebilmek için IGS haftalık çözümlerinde sunulan hassas istasyon koordinatları gerçek istasyon koordinatları olarak kabul edilmiştir. İlgili PPP çözümünden elde edilen koordinatları ile gerçek istasyon istasvon koordinatları arasındaki fark alınarak konum hatası hesaplanmıştır. Konum hataları lokal koordinat sisteminde kuzey, doğu ve yukarı (K, D, Y) bileşenlerin yanı sıra üç boyutlu (3B) toplam konum hatası olarak hesaplanmıştır. Yakınsama süresi ise 3B konum hatasının 10 cm altına düştüğü ve yakınsadığından emin olmak için sonraki 15 dakika boyunca 10 cm üstüne çıkmadığı an olarak tanımlanmıştır. Son olarak karesel ortalama hata (KOH), yine lokal koordinat sisteminde ilgili çözüme ait ilk bir saat (PPP için ortalama yakınsama süresi) içindeki epoklar dışında kalan tüm epoklar dikkate alınarak IGS tarafından sunulan istasyon koordinatlarından olan farkların karelerinin ortalamasının karekökü şeklinde hesaplanmıştır:

$$KOH = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2}{n}}$$
(23)

burada  $\varepsilon$  ilgili epoktaki hata bileşenini ve n değeri ise ilk bir saat dışarıda bırakıldıktan sonraki gözlem epoğu sayısını göstermektedir. Örneğin 30 saniye aralıklı bir günlük gözlem verisi için n2760 değerine eşittir.



180°W 150°W 120°W 90°W 60°W 30°W 0° 30°E 60°E 90°E 120°E 150°E 180°E

Şekil 2. Uygulamada kullanılan IGS istasyonlarının coğrafi konumları.

Kullanılan	PPPH
yazılım	
Uydu yörünge	GFZ final ürünü
ve saat bilgisi	
Sistem	GPS
	Fark alınmamış
Gözlemler	iyonosferden bağımsız faz
	ve kod gözlemleri
Uydu anten faz	IGS mutlak anten modeli,
merkezi	Galileo ve BeiDou için veri
düzeltmesi ve	mevcut değilse standart
değişimi	değerler (Rizos ve diğerleri,
	2013)
Alıcı anten faz	IGS mutlak anten modeli
merkezi	(Antex),
düzeltmesi ve	Galileo ve BeiDou için veri
değişimi	mevcut degilse GPS
Rolativistik	Uygulandi (Kouba, 2015)
Faz donuklugu	Uygulandi (Wu, Wu, Hajj,
duzeitmesi	Bertiger ve Lichten, 1993)
Kati yer gelgiti	Uygulandi (Petit ve Luzum,
ve okyanus	2010)
yukiemesi	
Yukselim açısı	8
Gözlem	Yükselim açısına göre,
agirliklari	korelasyonsuz
Gozlemlerin	Faz gözlemi: 0,003 m
standart	(başucu doğrultusunda)
sapmalari	Koa goziemi: 0,3 m
	(başucu dogrultusunda)

Tablo 1. Çalışma kapsamındaki PPP çözümleri için uygulanan temel işlem stratejileri.

Filtre performansını değerlendirebilmek için kullanılabilecek bir diğer ölçüt ise ölçülere gelen düzeltme değerleridir. Düzeltme değerleri aslında ölçülerin tanımlanan sistem modeline ne kadar iyi uyduğuna dair bir göstergedir. Eğer düzeltme değerleri büyükse ölçüler ile model arasında uyumsuzluk mevcuttur ve bu durum bilinmeyen parametrelerin daha düşük doğrulukla tahmin edilmesine neden olur. Şekil 3, beş farklı PPP yaklaşımı için OHI3 istasyonuna ait 1 Eylül tarihli gözlem verisi kullanılarak gerçekleştirilen statik PPP çözümlerinden elde edilen kod ölçülerine ait standartlaştırılmış düzeltme değerlerini sunmaktadır. Ölçülerdeki aykırı değerler ya da modeldeki tutarsızlıklar doğrudan düzeltme değerlerine yansımakta ve düzeltme değerlerinin yükselmesine neden olmaktadır. Şekilden görüleceği üzere geleneksel Kalman filtresi ölçülerdeki aykırı değerlere ve model hatalarına karşı herhangi bir önlem içermediği için ilgili tutarsızlıklar doğrudan düzeltme değerlerine

yansımıştır. Robust yaklaşımlarda ise eşdeğer kovaryans matrisler aracılığıyla ölçülerin ağırlıkları yeniden tanımlanmaktadır. İlgili ağırlık fonksiyonları sayesinde ölçüler arasındaki tutarsızlıkların ve modelden kaynaklanan hataların tahmin sürecine etkisi en aza indirilmeye calısılmaktadır. Robust vaklasımların düzeltme değerleri büyük oranda ilgili tutarsızlıkların etkilerinden arındırılmıştır ve bu durum Şekil 3'de acıkca görülmektedir. Ancak, t-test bazlı sınıflandırma fonksiyonu içeren üçüncü yaklaşıma ait düzeltme değerlerinde belirli oranda aykırı değerlerin etkisinin giderilmediğini gözlemlenmektedir. Bu durum, ilgili yaklaşımın ölçü ve modeldeki tutarsızlıkları tespit etmede belirli noktalarda zorluklar yaşadığına işaret etmektedir.

Sekil 4, her bir yaklaşım için OHI3 istasyonuna ait 1 Eylül tarihli ve HOFN ve NNOR istasyonlarına ait 2 Eylül tarihli gözlem dosyaları kullanılarak gerçekleştirilen statik PPP çözümlerinden elde edilen 3B konum hatalarının zamana bağlı değişimlerini göstermektedir. Şekilden görüleceği üzere seçilen filtreleme yöntemi PPP çözümü sonuçlarını önemli ölçüde etkilemektedir. Ölçü tutarsızlıkları ve model hataları uygun bir şekilde edilmediğinde çözümü kötü yönde tespit etkilemekte ve hatalı şekilde yakınsamasına neden olmaktadır. GKF yaklaşımının uygulandığı PPP çözümleri bu noktada herhangi bir önlem içermediği için en kötü konum belirleme performansını göstermektedir. OHI3 ve NNOR istasyonlarına ait sonuçlar incelendiğinde aykırı ölçüler ve model hatalarının bulundukları epok ve sonrasında konum belirleme performansını kötü yönde etkilediği görülmektedir. Bu iki istasyon için yaklaşımının uygulandığı cözümlerde SKF tutarsızlıkların çözüme etkisi önemli ölçüde giderilmiş olmasına rağmen halen avkırı değerlerin tespiti noktasında sonucu etkileyecek düzeyde problemlerin olduğu gözlenmektedir. RKF yaklaşımına ait çözümlerde ise ilgili yaklaşımın büyük oranda tutarsızlıkların etkisini ortadan kaldırdığı görülmektedir. Bu istasyonlara ait çözümlerden IKF ve UKF yaklaşımlarını uygulayan çözümlerin en iyi konum belirleme performansına sahip olduğu görülmektedir. HOFN istasyonuna ait çözüme gelindiğinde ise IKF ve UKF yaklaşımları dışındaki tüm çözümlerin aykırı değerlerden etkilendiği görülmektedir. Bu durum ait PPP çözümlerinde ilgili yaklaşımlara yakınsama süresini ciddi oranda uzatmış ve konum belirleme performansını kötü yönde etkilemiştir. Bunun temel nedeni başlangıçta özellikle PPP çözümünün yakınsaması için gerek duyulan ilk bir saat içindeki ölçü ve model hatalarının filtre performansına olumsuz etkisidir.



Şekil 3. 1 Eylül tarihi için OHI3 istasyonunun beş farklı PPP çözümünden elde edilen kod gözlemlerine ait düzeltme değerleri (Farklı uydular farklı renklerle gösterilmiştir.).

Tablo 2, yukarıda tanıtılan 10 günlük dönem için 10 farklı IGS istasyonuna ait gözlem dosyalarının statik modda işlenmesi sonucu beş farklı PPP yaklaşımı için ayrı ayrı hesaplanmış ortalama konum hatası, KOH değerleri ve yakınsama sürelerini göstermektedir. Konum hatası ve KOH değerleri lokal koordinat sistemine ek olarak 3B (üç boyutlu) olarak da tabloda sunulmuştur. Konum hatası tüm istasyonlar göz önüne alınarak 24 saat sonunda elde edilen mutlak ortalaması şeklinde değerlerin hesaplanmıştır. Tablodan görüleceği üzere GKF yaklaşımı ölçü ve model hatalarına maruz kalması sebebiyle en yüksek konum hatası ve KOH değerlerine sahiptir. Özellikle PPP çözümü boyunca ani sıçramalar ve bunların filtre performansına süregelen etkisi nedeniyle bu çözümden yüksek KOH değerleri elde edilmiştir. Robust yaklaşımları içeren yaklaşımlar GKF ile karşılaştırıldığında konum belirleme performansını kayda değer ölçüde iyileştirmiştir. Robust yaklaşımlar arasında en yüksek konum hatası değerleri SKF yaklaşımının uygulandığı PPP çözümlerine aittir. Bunun en önemli nedeni Şekil 3'de sunulan düzeltme değerlerinde de

görüleceği üzere bu yaklaşımın aykırı değerlerin ve model hatalarının tespitinde diğer yöntemler kadar başarılı olmayışıdır. Ancak yine de SKF yaklaşımı PPP çözümlerini GKF yaklaşımına göre önemli ölcüde ivileştirmiştir. RKF yaklaşımı SKF çözümlerinden 3B konum hatası anlamında vaklasık %25 daha ivi konum belirleme performansı sağlamıştır. En düşük konum hatası ve KOH değerleri IKF ve UKF yaklaşımlarının uygulandığı PPP çözümlerinden elde edilmiştir. Sonuçlardan, RKF yaklaşımında olduğu gibi tüm ölçüleri göz önüne alarak ağırlık fonksiyonu uygulamak yerine en büyük düzeltme değerine sahip ölçüden başlayarak iteratif bir yöntemle ölçülere ağırlık verilmesinin daha sağlıklı olduğu görülmektedir. Özellikle KOH değerleri IKF vaklaşımına ait PPP cözümlerinde RKF'ye göre ciddi oranda azalmıştır. İlgili yaklaşımların yakınsama performansları da konum hatası ve KOH değerlerine benzerlik göstermektedir. En kötü yakınsama performansı GKF yaklaşımına aitken, IKF ve UKF yaklaşımlarını uygulayan PPP çözümleri GKF çözümlerine kıyasla yakınsama süresini yaklaşık %56 oranında kısaltmıştır.



Şekil 4. Beş farklı filtreleme yaklaşımı için OHI3, HOFN ve NNOR istasyonlarının statik PPP çözümlerinden elde edilen 3B konum hatalarının zamana bağlı değişimleri.

Tablo 2. Tüm istasyonların günlük gözlem dosyalarının statik modda işlenmesi sonucunda beş farklı PPP yaklaşımı için elde edilen ortalama konum hataları, KOH değerleri ve yakınsama süreleri.

Yaklaşım -	Konum Hatası (mm)				KOH (mm)				Yakınsama
	К	D	Y	3B	K	D	Y	3B	Süresi (dk)
GKF	14,9	27,1	42,8	50,9	38,5	64,5	92,3	116,3	69,36
RKF	6,3	13,9	15,7	24,2	20,2	37,9	50,3	66,2	53,15
SKF	9,7	19,3	21,1	32,5	29,9	50,2	63,4	85,9	57,05
IKF	4,6	9,1	11,5	17,4	9,3	18,4	24,6	32,1	30,46
UKF	4,6	9,0	11,4	17,4	9,0	18,1	24,0	31,8	30,45

Tablo 2'den görüleceği üzere IKF ve UKF yaklaşımlarından elde edilen konum hatası, KOH değerleri ve yakınsam süreleri birbirlerine çok benzerdir. Bu iki yaklaşım arasındaki tek fark UKF yaklaşımında IKF yaklaşımına ek olarak uyar (adaptif) faktörün kullanılmasıdır. Uyar faktörü temel anlamda ölçülerin ve sistem modelinin bilinmeyen parametrelerin tahminine olan etkilerini dengelemek için kullanılır. Bu sayede özellikle sistem modelindeki hataların filtreleme performansı üzerine etkisi en aza indirilmiş olur. Daha önce belirtildiği gibi, yukarıda sunulan istatistiksel sonuçlar statik PPP çözümlerinden elde edilmiştir. Statik çözümlerde konum bileşenleri sabit kabul edildiği için sistem modelinden kaynaklanan hataların sonuçlara yansıması oldukça güçtür. Diğer taraftan, kinematik PPP çözümlerinde dinamik modelden kaynaklı sistem hataları sonuçlar üzerinde önemli sahiptir. Dolayısıyla, IKF etkive ve UKF vaklasımlarının konum belirleme performansını daha kapsamlı bir şekilde değerlendirebilmek için aynı veri seti kullanılarak kinematik PPP çözümleri gerçekleştirilmiştir. Şekil 5, IKF ve UKF yaklaşımları için AREG istasyonuna ait 1 Eylül tarihli günlük gözlem dosyası kullanılarak gerçekleştirilen PPP çözümlerinden elde edilen 3B konum hatalarının zamana bağlı değişimlerini göstermektedir. Şekilden görüleceği üzere uyar faktörü içeren UKF yaklaşımı dinamik sistem hatalarından IKF yaklaşımına göre daha az etkilenmektedir. Bu sayede UKF yaklaşımı IKF yaklaşımına kıyasla daha iyi konum belirleme performansına sahiptir.

Tablo 3, 10 günlük dönem için 10 farklı IGS istasyonuna ait gözlem dosyalarının kinematik modda işlenmesi sonucu IKF ve UKF PPP çözümlerinden elde edilen ortalama konum hatası ve KOH değerlerini göstermektedir. Kinematik PPP çözümlerinden elde edilen konum hatası ve KOH değerleri beklendiği üzere statik çözümlerden daha yüksektir. Tablodan görüleceği üzere uyar faktörü içeren UKF yaklaşımının konum belirleme performansı IKF yaklaşımına göre daha iyidir. Ortalama 3B konum hatası IKF yaklaşımı için 57,8 mm hesaplamışken, aynı deăer UKF vaklasımı icin 51.6 mm olarak hesaplanmıstır. PPP çözümlerinde UKF vaklaşımının kullanılması, IKF vaklaşımına kıyasla 3B konum doğruluğunu yaklaşık %10 oranında iyileştirmiştir. Öte yandan, UKF çözümleri uyar faktörü sayesinde filtreleme aşamasında model hatalarından kaynaklı zamana bağlı salınımları en aza indirdiği için KOH değerleri IKF yaklaşımına kıyasla daha düşük hesaplanmıştır. Sonuç olarak, UKF ile IKF yaklaşımları arasında statik PPP çözümlerinde önemli bir fark yokken, kinematik çözümler açısından UKF çok daha iyi konum belirleme performansı sergilemektedir. Elde edilen sonuçlar UKF yaklaşımı uygulanan kinematik PPP çözümlerinin birçok konum belirleme uygulamasında duyulan doğruluğu ihtiyaç karşılayacak konumlama performansi üretebildiğini göstermiştir



Şekil 5. IKF ve UKF yaklaşımları için 1 Eylül tarihli AREG istasyonu gözlenmelerinin PPP çözümlerinden elde edilen 3B konum hatalarının gün içerisindeki değişimleri.

Yaklaşım	Konum	n Hatası (m	nm)		KOH (m	KOH (mm)				
	К	D	Y	3B	K	D	Y	3B		
IKF	23,9	27,8	34,9	57,8	83,8	96,1	120,2	175,2		
UKF	20,3	23,2	32,3	51,6	51,3	61,7	107,1	133,7		

Tablo 3. Çalışmada kullanılan tüm istasyon ve günler için IKF ve UKF yaklaşımlarına ait kinematik PPP çözümlerinden elde edilen ortalama konum hataları, KOH değerleri ve yakınsama süreleri.

# 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

PPP çözümlerinde yaygın olarak kullanılan performansı Kalman filtresinin çoğunlukla ölçülerdeki aykırı değerlerden model ve hatalarından etkilenmektedir. İlgili hataların konum belirleme performansına etkisini en aza indirebilmek için genellikle robust Kalman filtresi yöntemleri kullanılmaktadır. Robust Kalman filtresi ve/veya uyarlı robust Kalman filtresi geleneksel olarak Kalman filtresinden farklı eşdeğer kovaryans matris ve uvar faktörünü kullanmaktadır. Eşdeğer kovaryans matrisini oluşturmak için literatürde birçok farklı robust yaklaşım ve dolayısıyla ağırlık fonksiyonu mevcuttur. Kullanılan ağırlık fonksiyonu PPP sonuçlarını önemli ölçüde tekniğinin değiştirebilmektedir. Bu çalışmanın temel amacı farklı robust Kalman filtresi yöntemlerinin PPP performansına olan etkisinin araştırılması ve bu sayede ideal yaklaşımın belirlenmesidir.

Bu çalışma kapsamında yaygın kullanımı olan robust yöntemler ile beş farklı PPP yaklaşımı oluşturulmuş ve ilgili yaklaşımların PPP çözümlerine etkisi değerlendirilmiştir. Statik PPP çözümlerinde GKF, RKF, SKF, IKF ve UKF yaklaşımları için 3B konum hatası değerleri sırasıyla 50,9, 24,2, 32,5 17,4 ve 17,4 mm olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlar, robust Kalman filtresi modellerinin geleneksel Kalman filtresine oranla cok daha iyi konum belirleme performansına sahip olduğunu ortaya koymuştur. Robust Kalman filtresi yaklaşımları PPP performansını konum doğruluğuna ek olarak yakınsama süresi açısından da iyileştirmiştir. En iyi yakınsama performansına sahip IKF ve UKF yaklaşımları GKF yaklaşımına kıyasla PPP çözümlerinin yakınsama süresini yaklaşık %56 oranında kısaltmıştır. t-test bazlı sınıflandırma fonksiyonuna kıyasla IGG III fonksiyonu kullanıldığında PPP çözümlerinden daha yüksek doğruluğa sahip sonuçlar elde edilmektedir. RKF yaklaşımı uygulanan çözümler SKF çözümlerine kıyasla 3B konum hatası anlamında yaklaşık %25 daha iyi konum belirleme performansı sağlamıştır. t-test sınıflandırma fonksiyonunun bazlı aykırı değerlerin ve model hatalarının PPP çözümüne etkisini belirli ölçüde gideremediği sonuçlardan

görülmektedir. Diğer taraftan, sonuçlar IGG III fonksiyonu kullanılarak her ölçü için ağırlıklandırma yapmak yerine, iteratif yeniden ağırlıklandırmalı yaklaşım ile ağırlık atanması durumunda PPP çözümlerinden daha iyi konum doğruluğu ve yakınsama performansı elde edildiğini ortaya koymuştur. Bu yaklaşım sayesinde normal denklem setinin yapısı korunmuş ve daha az doğruluğa sahip ölçülerin ağırlık fonksiyonunu etkilemesinin önüne geçilmiştir. Son olarak, iyileştirilmiş IGG III ağırlık fonksiyonu ile birlikte uyar faktörünün kullanılması statik PPP çözümlerinde kayda değer bir etki yaratmazken kinematik PPP sonuçlarını önemli ölçüde iyileştirmiştir. Kinematik PPP çözümlerinde UKF yaklaşımı IKF yaklaşımıyla kıyaslandığında konum doğruluğunu %10 oranında iyileştirmiştir. Dolayısıyla hem statik hem de kinematik PPP önünde bulundurulduğunda çözümleri göz iyileştirilmiş IGG III fonksiyonunu içeren uyarlı robust Kalman filtresi en başarılı sonuçları üretmiştir.

Bu calışma, PPP cözümleri açısından uygulanan tahmin yöntemlerinin ne kadar önem arz ettiğini ortaya koymuştur. Literatürde farklı disiplinleri kapsayan çok sayıda robust kestirim yöntemi kullanılmıştır. Ancak, bu çalışmaya PPP çözümleri için literatürde en yaygın olarak kullanılan IGG III ve t-test bazlı sınıflandırma fonksiyonu temelinde oluşturulan beş farklı robust vaklasım dahil edilmiştir. Farklı robust PPP vaklaşımların performansi açısından değerlendirilmesi ilerideki çalışmalarda döz önünde bulundurulmalıdır. Özellikle, yeni GNSS sistemlerinin ortaya çıkmasıyla birlikte farklı sistemlere ait ölçülerin stokastik davranışlarının araştırılması ve buna uygun olarak ağırlık içeren robust yaklaşımlar ile fonksiyonları günümüz çözümlerin iyileştirilmesi GNSS çalışmaları açısından önem arz etmektedir.

# TEŞEKKÜR

Bu çalışma, 118Y410 no'lu proje kapsamında TÜBİTAK tarafından desteklenmektedir.

## ORCID

Berkay BAHADUR bttps://orcid.org/0000-0003-3169-8862

Metin NOHUTCU D https://orcid.org/0000-0001-9582-582X

## KAYNAKLAR

- Bahadur, B. ve Nohutcu, M. (2018). PPPH: a MATLAB-based software for multi-GNSS precise point positioning analysis. *GPS Solutions*, 22(4), 113. doi: 10.1007/s10291-018-0777-z
- Cai, C. ve Gao, Y. (2013). Modeling and assessment of combined GPS/GLONASS precise point positioning. *GPS Solutions*, *17*(2), 223-236. doi: 10.1007/s10291-012-0273-9
- Cao, X., Li, J., Zhang, S., Pan, L. ve Kuang, K. (2018). Performance assessment of uncombined precise point positioning using Multi-GNSS real-time streams: Computational efficiency and RTS interruption. Advances in Space Research, 62(11), 3133-3147. doi: 10.1016/j.asr.2018.08.023
- Davis, J.L., Elgered, G., Niell, A. E. ve Kuehn, C.E. (1993). Ground-based measurement of gradients in the "wet" radio refractivity of air. *Radio Science*, 28(6), 1003-1018. doi: 10.1029/93RS01917
- Ding, W., Wang, J., Rizos, C. ve Kinlyside, D. (2007). Improving adaptive Kalman estimation in GPS/INS integration. *The Journal of Navigation*, 60(3), 517-529. doi: 10.1017/S0373463307004316
- Fu, W., Huang, G., Yang, Y., Zhang, Q., Cui, B., Ge, M. ve Schuh, H. (2019). Multi-GNSS Combined Precise Point Positioning Using Additional Observations with Opposite Weight for Real-Time Quality Control. *Remote Sensing*, *11*(3), 311. doi: 10.3390/rs11030311
- Gelb, A. (Ed.). (1974). *Applied optimal estimation*. MIT press.
- Guo, F. ve Zhang, X. (2014). Adaptive robust Kalman filtering for precise point positioning. *Measurement Science and Technology*, 25(10), 105011. doi: 10.1088/0957-0233/25/10/105011

Hernández-Pajares, M., Roma-Dollase, D., Garcia-Fernàndez, M., Orus-Perez, R. ve García-Rigo, A. (2018). Precise ionospheric electron content monitoring from singlefrequency GPS receivers. GPS Solutions, 22(4), 102. doi: 10.1007/s10291-018-0767-1

- Kalman, R.E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems.
- Koch, K.R. ve Yang, Y. (1998). Robust Kalman filter for rank deficient observation models. *Journal of geodesy*, 72, 436-441. doi: 10.1007/s001900050183
- Kouba, J. ve Héroux, P. (2001). GPS precise point positioning using IGS orbit products. *GPS Solutions*, *5*(2), 12-28. doi: 10.1007/PL00012883
- Kouba, J. (2015). A Guide to Using International GNSS Service (IGS) Products. Erişim Adresi: https://kb.igs.org/hc/en-us/articles/201271873-A-Guide-to-Using-the-IGS-Products
- Kouba, J., Lahaye, F. ve Tétreault, P. (2017). Precise point positioning. Teunissen, P., Montenbruck, O. (Ed.), Springer handbook of global navigation satellite systems içinde. Berlin, Spring-Verlag.
- Krietemeyer, A., Ten Veldhuis, M.C., Van der Marel, H., Realini, E. ve Van de Giesen, N. (2018). Potential of cost-efficient single frequency GNSS receivers for water vapor monitoring. *Remote Sensing*, *10*(9), 1493. doi: 10.3390/rs10091493
- Leick, A., Rapoport, L. ve Tatarnikov, D. (2015). GPS satellite surveying. John Wiley & Sons.
- Mohamed, A.H. ve Schwarz, K. P. (1999). Adaptive Kalman filtering for INS/GPS. *Journal* of Geodesy, 73(4), 193-203. doi: 10.1007/s001900050236
- Paziewski, J., Sieradzki, R. ve Baryla, R. (2018). Multi-GNSS high-rate RTK, PPP and novel direct phase observation processing method: Application to precise dynamic displacement detection. *Measurement Science and Technology, 29*(3), 035002. doi: 10.1088/1361-6501/aa9ec2
- Petit, G. ve Luzum, B. (2010). *IERS Conventions* 2010, IERS Technical Note 36, Frankfurt am Main: Verlag des Bundesamts für Kartographie und Geodäsie, 2010. 179 pp., ISBN 3-89888-989-6.

- Rizos, C., Montenbruck, O., Weber, R., Weber, G., Neilan, R. ve Hugentobler, U. (2013). *The IGS MGEX experiment as a milestone for a comprehensive multi-GNSS service*. Proceedings of ION PNT, 289-295.
- Shi, J., Yuan, X., Cai, Y. ve Wang, G. (2017). GPS real-time precise point positioning for aerial triangulation. *GPS solutions*, *21*(2), 405-414. doi: 10.1007/s10291-016-0532-2
- Steigenberger, P., Hugentobler, U., Loyer, S., Perosanz, F., Prange, L., Dach, R., Uhlemann, M., Gendt, G. ve Montenbruck, O. (2015) Galileo orbit and clock quality of the IGS Multi-GNSS Experiment. *Advances in Space Research*, 55(1), 269-281. doi: 10.1016/j.asr.2014.06.030
- Wu, J.T., Wu, S.C., Hajj, G.A., Bertiger, W.I. ve Lichten, S.M. (1993). Effects of antenna orientation on GPS carrier phase. *Manuscripta Geodaetica.*, 18(2), 91-98.
- Yang, Y., He, H. ve Xu, G.C. (2001). Adaptively robust filtering for kinematic geodetic positioning. *Journal of Geodesy*, *75*, 109-116. doi: 10.1007/s001900000157
- Yang, Y., Song, L. ve Xu, T. (2002). Robust estimator for correlated observations based on bifactor equivalent weights. *Journal of Geodesy*, 76, 353-358. doi: 10.1007/s00190-002-0256-7
- Yang, Y. (2006). *Adaptive navigation and kinematic positioning*. Surveying and mapping press, Beijing, 95-97.
- Yigit, C.O. ve Gurlek, E. (2017). Experimental testing of high-rate GNSS precise point positioning (PPP) method for detecting dynamic vertical displacement response of engineering structures. *Geomatics, Natural Hazards and Risk, 8*(2), 893-904. doi: 10.1080/19475705.2017.1284160
- Zhang, Q., Zhao, L., Zhao, L. ve Zhou, J. (2018). An improved robust adaptive Kalman filter for GNSS precise point positioning. *IEEE Sensors Journal, 18*(10), 4176-4186. doi: 10.1109/JSEN.2018.2820097
- Zumberge, J.F., Heflin, M.B., Jefferson, D.C., Watkins, M.M. ve Webb, F.H. (1997). Precise point positioning for the efficient and robust analysis of GPS data from large networks. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *102*(B3), 5005-5017. doi: 10.1029/96JB03860