

# Eşzamanlı konum belirleme ve harita oluşturmaya Kalman filtre yaklaşımları

---

**Haydar ANKIŞHAN\***, Murat EFE

*Başkent Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, 06810, Ankara*

## Özet

*Eşzamanlı konum belirleme ve haritalama (EKBH) robotlar ve özerk araçlar tarafından, bilinmeyen bir çevre içerisinde mevcut yer ile birlikte çevrenin haritasını çıkarma veya verilen bir haritaya bağlı olarak mevcut yer ve haritanın bilgi güncellemesi için kullanılan bir yöntemdir. EKBH son 20 yıldır robotlar ve özerk araçlar için büyük önem arz eden bir problem olarak bilinmektedir. Bu problemi çözmek için Kalman filtreleri, beklenti en büyüme ve parçacık filtreleri gibi bir takım istatistiksel teknikler uygulanmıştır. Bu çalışmada daha önceki çalışmalardan farklı olarak karekök kokusuz (KKUKF) ve karekök merkez fark (KKMFKF) Kalman filtreleri kullanılmaktadır. Filtrelerin vermiş oldukları kestirim sonuçları aynı harita ve sınır işaretleri kullanılarak karıştırılarak (interlaced) genişletilmiş Kalman filtresi (GKF) ve kokusuz Kalman filtresiyle (UKF) hem pozisyon hem de robot başlığı açısız ortalama kare hataları hesaplanarak karşılaştırılmıştır. Deneysel çalışmalardan görülmektedir ki, KKUKF ve KKMFKF EKBH probleminin çözümüne bir alternatif olmaktadır. Konum ve başlık ortalama kare hataları ile işlem süreleri GKF, UKF ve FASTSLAM II modellerinden daha düşük çıkmıştır.*

**Anahtar Kelimeler:** *Eşzamanlı konum belirleme ve harita oluşturma, Kara kök merkez fark Kalman filtresi, Kara kök kokusuz Kalman filtresi, Parçacık Filtreleri*

---

\*Yazışmaların yapılacağı yazar: Haydar ANKIŞHAN, [hankishan@baskent.edu.tr](mailto:hankishan@baskent.edu.tr); Tel: +90 312 234 10 00 (1362)

## Kalman filter approach for simultaneous localization and mapping

### Extended abstract

*Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) is a method which is used by robot and autonomous vehicles to build up a map within an unknown environment or to update a map within a known environment. SLAM has been a significant problem for robots/autonomous vehicles for the last two decades. Some statistical techniques such as Kalman based filters, expectation maximization and particle based filters have been used for solving this problem. There are extensive research works to be reported related to the Kalman filters to address several aspects of the SLAM problem (Guivant and Nebot, 2001, Davison and Murray, 2002, Bailey, 2002, Williams et al., 2000). Some several successful applications have been realized for this problem; for indoor applications (Bosse et al., 2002, Thrun et al., 1998), underwater and underground applications (Williams et al., 2001, Thrun et al., 2003), etc. These type of approaches estimate and store robot/vehicle pose and the feature positions within the environment in the form of a complete state vector and uncertainties in these estimates in the error covariance matrices, and update state matrices. The performances of this type of filters depend on the correct a priori knowledge of process and measurement noise state, parameter and covariance matrices ( $Q$  and  $R$ , respectively). If not a good prior knowledge, then the results will not be good and can be significant degradation in performance.*

*The other approach to solve the SLAM problem is expectation maximization (EM) algorithm. Which is a statistical method to develop in the context of maximum likelihood (ML) estimation is an ideal option for map building, but not localization (Aulinas et al., 2008). The EM algorithm is able to build a map when robot/vehicle pose is known. EM algorithm iterates in two steps; expectation step, and maximization step. The main advantage of algorithm with respect to the Kalman based filters is able to be successful the corresponding data association problem (Thrun et al., 2002).*

*The other used filters are particle filters which have been successful determining robot/vehicle position and orientation, but not to map building, that is, landmark position and orientation. So there are no any work to use particle filter for whole SLAM problem, but there exists few works that deals with the problem using a combination of particle filter with other techniques, which are fast SLAM I (Montemerlo and Thrun, 2003), and fast SLAM II (Montemerlo et al., 2003). Those models divide SLAM problem into a robot localization problem and a collection of landmark estimation problem. Fast SLAM uses particle filter to sample over robot/vehicle paths, which is important for less memory usage and computational time than a standard extended Kalman or Kalman filters. However, particle based filtering need to employ large number of particles, if then, can be very close to true pose of the vehicle/robot at each sampling time instant (Frese et al., 2005).*

*In this study, the use of square root central difference Kalman filter and square root unscented Kalman filter is proposed for the SLAM problem. Estimation results produced by the proposed methods have been compared to that of interlaced extended Kalman filter (IEKF) and unscented Kalman filter in terms of both position and rms robot/vehicle heading angle error for the same map and landmarks. Results have revealed that square root unscented Kalman filter and square root central difference Kalman filter could be good alternatives to be used to address the SLAM problem. They have been successfully showed that in each case, especially time update part, are able to improve performance of SLAM problem solution and these filters, especially SRCD Kalman filter, can provide robust and accurate solutions. Simulation results show that the proposed methods have produced better heading angle, process time and position error in comparison to the IEKF, UKF and FASTSLAM II for the proposed scenario.*

**Keywords:** Simultaneous Localization and Mapping, Square Root Unscented Kalman Filter, Square Root Central Difference Kalman Filter, Particle Filter.

## Giriş

Eşzamanlı konum belirleme ve harita oluşturma problemi (EKBH), son yıllarda üzerinde sıkça çalışılan bir problemidir. İlk yıllarda metrik ve topolojik olarak ikiye ayrılmıştır. Metrik haritalar çevrenin geometrik özelliklerini gösterirken, topolojik haritalar farklı bölgelerin birbirine bağlı olup olmadığını göstermektedir. Chatila ve Laumond (1985) çevrenin geometrisini tanımlamak amacıyla bir dizi çokgen kullanarak haritalama yapmışlardır. Kuipers ve Byun (1991) da topolojik haritalama yöntemlerini kullanan çözümler sunmuşlardır.

EKBH' da temel problemler ölçüm gürültüsünden kaynaklanmaktadır. Ölçüm gürültüleri istatistiksel olarak bağımlı olduğundan zamanla büyür ve neticede robot veya özerk aracın hatası gezinim boyunca artmakta, mekânın oldukça hatalı haritalanmasına sebep olmaktadır.

EKBH' da en sık karşılaşılan diğer bir problem ise haritası çıkarılacak mekândaki nesnelere sayısının artması sebebiyle harita boyutunun artmasıdır. Diğer problemler ise veri ilişkilendirme (Neira ve Tardos, 2001), çevrenin zamanla değişmesi ve otonom robot gezinmesi olarak tanımlanabilir.

EKBH uygulamalarında kullanılan yöntemlerden bir tanesi Kalman filtreleridir. Bu filtreler çok sık kullanılmasına rağmen veri ilişkilendirme gibi önemli bir probleme çözüm getirememektedirler. Bunun yanı sıra bu filtrelerde yapay sınır duvarlara ihtiyaç duyulur ve gürültü tipi Gauss olmak zorundadır. Eğer ki başlangıçta robot veya özerk aracın pozisyonunda kayma olmadıysa harita iyi çıkmaktadır, aksi taktirde istenilen sonuç elde edilememektedir. Bu gibi kısıtlar göz önünde bulundurularak doğrusal olmayan ortamlarda kullanılan Kalman filtrelerinin kısıtlı modelleri geliştirilmiştir (Guoquan vd., 2009, Bailey, 2003).

Veri ilişkilendirme problemine bağlı olarak Kalman filtrelerine alternatif olarak beklenti enbüyüktme algoritmaları kullanılmaktadır (Thrun vd., 1998). Bu metot Kalman filtresindeki veri ilişkilendirme ve ham algılayıcı veri kullanımına çözüm sağlamaktadır. Öte yandan bu algoritmalar gerçek zamanlı çalışmamaktadırlar.

Sıralı Monte Carlo adıyla da bilinen diğer bir yöntem ise parçacık filtreleridir (Montemerlo vd., 2002, 2003). Çoğunlukla benzetim tabanlı, kullanışlı ve etkili bir istatistiksel tahmin yöntemidir. Esnek, uygulaması kolay, paralelleştirilebilir, çok çeşitli veri kümelerinde kullanılabilir Bayes kuralına dayalı bir yöntemdir. EKBH uygulamalarına bağlı olarak farklı modelleri geliştirilmiştir. Fakat EKBH' da parçacık filtreleri için ana problem parçacık sayısının belirlenmesidir. Az olduğunda istenilen konum belirleme ve haritalama sonucu sağlanamamaktadır, artırıldığında ise robot veya özerk aracın her bir örneklem zamanında gerçek pozisyonuna benzeme problemi oluşmaktadır. Bu durumla ilgili çalışmalar hala devam etmektedir.

Daha önceki çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada EKBH için yeni iki Kalman filtresi; karekök kokusuz Kalman Filtresi (KKUKF) (Wan ve Merwe, 2001) ve karekök merkez fark Kalman Filtresi (KKMFKF) (Noorgard vd., 2000), kullanılmaktadır. KKUKF filtresi UKF' den farklı olarak yapısında tahmin ve güncelleme esnasında gürültü kovaryansının cholesky çarpanlarına ayırma (cholesky factorization) yöntemiyle güncellenmesini sağlamaktadır. Bu işlem filtrenin kestirim doğruluğunu ve işlem hızını artırmaktadır (Wan ve Merwe, 2001). KKMFKF' de ise sigma noktalarının ağırlık değerlerinin merkez farkına bağlı olarak quadratik hesabı yapılmaktadır. Burada sigma noktalarının hesaplanmasında unscented dönüşümden farklı olarak Stirling's İnterpolasyon Metodu kullanılmaktadır. Bu işlem KKUKF' de olduğu gibi işlem hızını ve bunun yanı sıra Stirling's İnterpolasyon metoduyla kestirim doğruluğunu artırmaktadır.

## Eşzamanlı konum belirleme ve haritalama modeli

Bu bölümde kokusuz dönüşüm temelli Kalman filtreleriyle oluşturulan EKBH modelinden bahsedilecektir. Kokusuz dönüşüm (UD) ve algoritmalarından detaylı olarak (Wan ve Merwe,2001, Noorgard vd., 2000)' de bahsedilmiştir. Bu çalışmada UD' lü Kalman filtreleri sadece durum hesaplamaları için kullanılmıştır. Metodlar doğrusallaştırmayı UD' ye bağlı olarak yapmaktadırlar. Durum geçişi bir doğrusal olmayan  $f(\cdot)$  fonksiyon tarafından modellenmekte ve durumun ölçümü veya gözlemi bir doğrusal olmayan  $h(\cdot)$  fonksiyonu tarafından Eşitlikler 1 ve 2' deki gibi modellenmektedir,

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + q_k \quad (1)$$

$$z_{k+1} = h(x_{k+1}) + r_{k+1} \quad (2)$$

Burada  $x_k$ , k örneklem aralığında ( $n \times 1$ ) işlem durum vektörü  $z_k$  ( $m \times 1$ ) ölçüm vektörünü ve  $u_k$  kontrol girişini göstermektedir. Rastgele değerler  $q_k$  ve  $r_k$  Gauss beyaz ölçüm ve gözlem gürültülerini  $P_k$ ,  $Q_k$  ve  $R_k$  ise  $x_k$ ,  $q_k$  ve  $r_k$  için kovaryans matrislerini göstermektedir.

EKBH probleminde durum vektörü  $X$ , araç durumu  $x_v$  ve sınır taşı durumu  $x_m$ ' den oluşmaktadır. Bu yüzden toplam durum vektörü, ortalama kestirim vektörü  $\hat{x}$  ve toplam hata kovaryans matrisi  $P$  Eşitlikler 3, 4' te verilmiştir.

$$\hat{x} = [\hat{x}_v^T \quad \hat{x}_m^T]^T \quad (3)$$

$$P = \begin{bmatrix} P_v & P_{vm} \\ P_{vm}^T & P_m \end{bmatrix} \quad (4)$$

Burada

- $\hat{x}_v$  robot/aracın ortalama kestirimi;
- $P_v$   $\hat{x}_v$ ' ye bağlı hata kovaryans matrisi;
- $\hat{x}_m$  özellik pozisyonunun ortalama kestirimi;
- $P_m$   $\hat{x}_m$ ' ye bağlı hata kovaryans matrisi.

Robot/araç pozisyonu rastgele Kartezyen koordinat tabanlı çerçeveye bağlı olarak tanımlanır. Özellik ya da sınır taşları iki boyutlu nokta özellikli olarak düşünülmüştür. Haritada n adet statik nokta özelliği olduğu düşünülürse,

$$\hat{x}_v = [\hat{x}_v \quad \hat{y}_v \quad \hat{\phi}_v]^T \quad (5)$$

$$P_v = \begin{bmatrix} \sigma_{x_v x_v}^2 & \sigma_{x_v y_v}^2 & \sigma_{x_v \phi_v}^2 \\ \sigma_{x_v y_v}^2 & \sigma_{y_v y_v}^2 & \sigma_{y_v \phi_v}^2 \\ \sigma_{x_v \phi_v}^2 & \sigma_{y_v \phi_v}^2 & \sigma_{\phi_v \phi_v}^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\hat{x}_m = [\hat{x}_1 \quad \hat{y}_1 \quad \dots \quad \hat{x}_n \quad \hat{y}_n]^T \quad (7)$$

ve

$$P_m = \begin{bmatrix} \sigma_{x_1 x_1}^2 & \sigma_{x_1 y_1}^2 & \dots & \sigma_{x_1 x_n}^2 & \sigma_{x_1 y_n}^2 \\ \sigma_{x_1 x_1}^2 & \sigma_{y_1 y_1}^2 & \dots & \sigma_{y_1 x_n}^2 & \sigma_{y_1 y_n}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \sigma_{x_1 x_n}^2 & \sigma_{y_1 x_n}^2 & \dots & \sigma_{x_n x_n}^2 & \sigma_{x_n y_n}^2 \\ \sigma_{x_1 y_n}^2 & \sigma_{y_1 y_n}^2 & \dots & \sigma_{x_n y_n}^2 & \sigma_{y_n y_n}^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

olarak elde edilir.

## Kara kök kokusuz ve kara kök merkez fark Kalman filtreleri

Filtre model itibariyle UD' yi kullanmaktadır. Fakat burada önemli ve belirgin fark dönüşüm için gerek duyulan sigma noktalarını hesaplarken hata kovaryansının karesinin alınmasıdır. Bu işlem hata kovaryansının ilk etapta cholesky çarpanlarına ayırma yönteminin kullanılmasıyla gerçekleştirilir. Daha belirgin olarak model üzerinden ifade edilirse; Rastgele doğrusal olmayan fonksiyonun  $y = g(x)$  içerisine rastgele bir değişkenin  $x \in \mathbb{R}^L$  yayıldığı düşünülün. Burada  $x$ ,  $\bar{x}$  ortalamaya ve  $P_x$  kovaryansa sahip olduğu kabul edilsin.  $y$ ' nin istatistiği hesaplanırsa  $2L+1$  adet sigma noktaları  $\{\chi_i; i = 0, \dots, 2L\}$  oluşur,  $\chi_i \in \mathbb{R}^L$ . Sigma noktaları 9' daki genel yapı kullanılarak hesaplanır.

$$\begin{aligned} \chi_0 &= \bar{x} \\ \chi_i &= \bar{x} + \zeta(\sqrt{P_x})_i \quad i = 1, \dots, L \\ \chi_i &= \bar{x} - \zeta(\sqrt{P_x})_i \quad i = L + 1, \dots, 2L \end{aligned} \quad (9)$$

Burada  $\zeta$ ,  $\bar{x}$  ve  $(\sqrt{P_x})_i$ ' nin etrafında dağılmasını sağlayan skaler ölçekleme faktörüdür, kovaryans matrisinin (P) matris kara kökünün i' inci sütununu gösterir. Sigma noktaları önceki istatistikten hesaplandıktan sonra, doğrusal olmayan fonksiyonun içerisinde dağılır,

$$Y_i = g(\chi_i) \quad i = 0, \dots, 2L \quad (10)$$

$y$ ' nin ortalama ve kovaryansı daha sonraki sigma noktalarının kovaryansı ve ağırlıklı örneklem ortalaması kullanılarak yaklaşırlırsa,

$$\bar{y} \approx \sum_{i=0}^{2L} w_i^m y_i \quad (11)$$

$$P_y \approx \sum_{i=0}^{2L} \sum_{j=0}^{2L} w_{ij}^c y_i y_j^T \quad (12)$$

$$P_{xy} \approx \sum_{i=0}^{2L} \sum_{j=0}^{2L} w_{ij}^c x_i y_j^T \quad (13)$$

eşitlikleri elde edilir. Burada  $w_i^m$  ve  $w_{ij}^c$  skaler ağırlıklardır. Bütün ağırlıklar pozitif olmak zorunda değildir. KKUKF' nde UKF' den farklı olarak zaman ve ölçüm güncellemesi, hata kovaryans matrisi cholesky çarpanlarına ayırma metodu kullanılarak güncellenmektedir. İlk önce quadratik yapıya dönüştürülmekte ardından eşitlik 14-17' de ki gibi cholesky çarpanlara ayırma metodu uygulanmaktadır.

$$S_{x_k}^- = qr \left\{ \left[ \sqrt{w_1^c} (\chi_{1:2L,k|t}^x - \hat{x}_k^-) \right] \right\} \quad (14)$$

$$S_{x_k}^- = cholupdate \{ S_{x_k}^-, \chi_{0,k|t}^x - \hat{x}_k^-, w_0^{(c)} \} \quad (15)$$

$$S_{y_k} = qr \left\{ \left[ \sqrt{w_1^c} (y_{1:2L,k|t} - \hat{y}_k^-) \right] \right\} \quad (16)$$

$$S_{y_k} = cholupdate \{ S_{y_k}, y_{0,k|t} - \hat{y}_k^-, w_0^{(c)} \} \quad (17)$$

Eşitlik 14-15 zaman güncellemesindeki, 16-17 ise ölçüm güncellemesindeki hata kovaryans matrisinin algoritmasını göstermektedir (Wan ve Merwe, 2001). KKUKF zamanda ve ölçümdeki güncellemeleri cholesky çarpanlara ayırma metoduyla hesapladıktan sonra filtre çıkışında hata kovaryansını yine Kalman kazancına bağlı olarak tekrar cholesky metoduyla güncelleyerek işlemini tamamlamaktadır.

KKMFKF' de ise cholesky çarpanlarına ayırma yöntemi sadece filtre çıkışında uygulanmaktadır. Zaman ve ölçüm güncellemelerinde hata kovaryansı quadratik bir

yapıya dönüştürülmektedir [10]. Farklı olarak sigma noktaları ölçüm güncellenmesinde de tekrar hesaplanmaktadır. İlgili kovaryans güncelleme algoritmaları eşitlik 18-19' da gösterilmiştir.

$$S_{x_k}^- = qr \left\{ \left[ \sqrt{w_1^c} (\chi_{1:L,k|t}^x - \chi_{L+1:2L,k|t}^x) \sqrt{w_1^c} (\chi_{1:L,k|t}^x + \chi_{L+1:2L,k|t}^x - 2\chi_{0,k|t}^x) \right] \right\} \quad (18)$$

$$S_{y_k} = qr \left\{ \left[ \sqrt{w_1^c} (y_{1:L,k|t} - y_{L+1:2L,k|t}) \sqrt{w_1^c} (y_{1:L,k|t} - y_{L+1:2L,k|t} - 2y_{0,k|t}) \right] \right\} \quad (19)$$

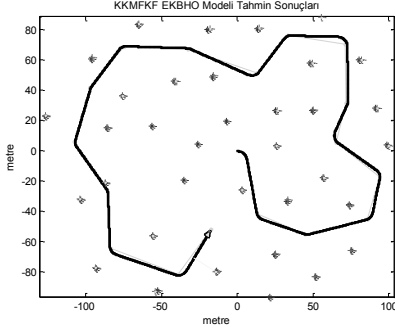
Burada  $S_{x_k}^-$  zaman güncellemesindeki,  $S_{y_k}$  ise ölçüm güncellemesindeki hata kovaryans algoritmalarını göstermektedir (Noorgard vd., 2000). Filtre zamansal ve ölçümsel güncellemeleri yaptıktan sonra en son aşama olarak yine  $S_{x_k}^-$ 'in cholesky çarpanlara ayırma yöntemiyle güncellemesini gerçekleştirmektedir.

## DeneySEL SonuÇLAR

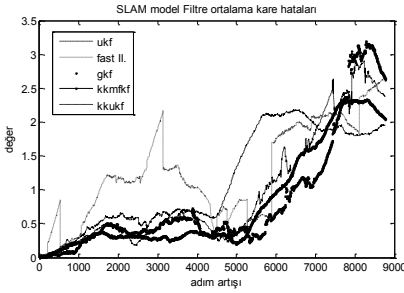
Bu çalışmada önerilen filtrelerin performansını hesaplayabilmek için Bailey (2003)' teki ortam kullanılmıştır. Var olan harita, Kalman filtreleri ve FASTSLAM II modelinin EKBH algoritmalarının performanslarını test etmek için uygun bir ortam olarak düşünülmüştür. Ortam genellikle işlem aşamasında robot/özerk aracın belirli ara noktaları takip etmesiyle belirlenir ve işlem esnasında sınır taşlarının konfigürasyonu ile birlikte çevrenin haritasına ihtiyaç duyulur. Kontrol girişlerindeki belirsizlik  $\sigma_w = 0.1$  m/s ve  $\sigma_s = 1^\circ$  olarak belirlenmiştir. Gözlem adımı ve ilişkilendirilmiş güncelleme adımı her bir sekiz adımdan sonra filtre aracılığıyla gerçekleştirilmektedir. Çalışmada ilgili harita üzerinden farklı belirsizlik değerleri için de karşılaştırma yapılmaktadır.

Amaçlanan filtre modelleri Bailey (2003)' teki harita ve sınır taşlarına bağlı olarak konum ve başlık ortalama kare hataları geleneksel GKF, UKF ve parçacık filtre tabanlı FASTSLAM II ile karşılaştırılmıştır. Şekil 1' de KKMFKF' nin, şekil 2' de ise bütün filtrelerin ortam üzerindeki

$\sigma_w = 0.1$  m/s ve  $\sigma_s = 1^\circ$  değerleri için kestirim hataları görülmektedir.



Şekil 1. KKMFKF Tabanlı EKBH model performans sonucu ( $\sigma_w = 0.1$  m/s ve  $\sigma_s = 1^\circ$ ).



Şekil 2. Filtreler Ortalama Kare Hata Sonuçları

Şekil 2' den görülmektedir ki; filtreler kestirim esnasında özellikle 5000' inci adım artışının olduğu bölgeye kadar parçacık filtresi hariç iyi tahmin sonuçları vermiştir. Bu filtrelerden en uygun sonuç veren ise KKMFKF' dir. Dönüş esnasında da konum ve açısız başlık hatası açısından en düşük hata sonuçları verdiği görülmektedir. Özellikle filtre konum belirleme esnasında en yakın kestirimi yakalayabilmektedir. Filtre güncellemesinde ise yine konum ve açısız başlık hatasına bağlı olarak daha çabuk iyileştirme yapabilmektedir. Bununla birlikte KKUKF filtresi geleneksel UKF' den konum hatası bakımından büyük bir fark sergilememiştir. Filtre ölçüm güncelleme işleminde UKF kadar başarılı değildir. Fakat filtre çalışma açısından daha kısa işlem süresine sahiptir ve filtre durum tahminine bağlı olarak

zaman güncellemesini UKF' den daha iyi yapabilmektedir. Öte yandan parçacık filtre tabanlı FASTSLAM II genel itibarıyla bu ortam için Kalman tabanlı filtreler kadar iyi sonuç verememiştir. Çünkü kullanılan parçacık sayısı yeterli olmamıştır. Eğer ki parçacık sayısı artırılırsa filtre daha uygun sonuç verebilmektedir. Fakat parçacık sayısı arttıkça gerçek modele dönüşme gibi bir problem ortaya çıkmaktadır. Bu ise model için istenilen sonuç değildir. FASTSLAM II öte yandan kestirim esnasında dönüşlerden Kalman tabanlı filtreler kadar olumsuz etkilenmemekte kestirim doğruluğunu koruyabilmektedir. Filtrelerin bu ortam için ortalama konum, başlık hataları ile işlem sürelerini gösteren sonuçları Tablo 1' de verilmiştir.

Tablo 1. Filtrelerin Ortalama Kare hataları ve İşlem Süreleri

	KONUM HATASI	AÇISAL BAŞLIK HATASI	İŞLEM SÜRESİ
IEKF	0.8470	0.0159	68.40
UKF	0.9993	0.0202	88.83
FASTSLAM II (100P.)	1.2693	0.0168	359.89
KKUKF	1.0880	0.0157	63.51
KKMFKF	0.8097	0.0122	66.88

Tablo 1' den görülmektedir ki; en uygun kestirim doğruluğu konum, açısız ortalama kare hataları ve işlem gürültüleri göz önünde bulundurulduğunda KKMFKF' ne aittir.

## Sonuçlar

Bu çalışmada Kalman tabanlı GKF, UKF, KKUKF, KKMFKF ve parçacık filtre tabanlı FASTSLAM II filtreleri EKBHO problemi için kullanılmıştır. Daha önceki çalışmalardan farklı olarak ilk defa bu problem için KKMFKF ve KKUKF filtreleri uygulanmıştır. Deneysel sonuçlardan görülmektedir ki; EKBHO problemi için yeni bir yaklaşım ve alternatif de KKMFKF ve KKUKF filtreleri olmaktadır.

KKUKF filtresi kestirim doğruluğu açısından hem konum belirlemede hem de işlem zamanı açısından GKF, FASTSLAM II ve UKF' ye alternatif olabilmektedir. Bununla birlikte kullanılan ortam için en uygun tahmin sonuçlarını KKMFKF filtresi vermiştir. Filtre açışal hata, konum hatası ve işlem süreleri göz önünde bulundurulduğunda en düşük ortalama kare hatasına sahiptir. Özellikle dönüş esnasında sınır taşlarının tahminini diğer filtrelerden daha uygun tahmin ederek hata ortalamasını minimize edebilmiştir.

### Kaynaklar

- Aulinas J., Petillot Y., Salvi J. and Llado X., (2008). The SLAM problem: a Survey, Institute of informatics and Applications, University of Girona, Girona (Spain).
- Bailey T., (2002). Mobile robot localization and mapping in extensive outdoor environments, *Ph.D. dissertation*, Univ. Sydney, Sydney, NSW, Australia.
- Bailey T., (2003), Constrained Initialization for Bearing-Only SLAM, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*.
- Bosse M., Leonard J., and Teller S., Leonard J., Tard'os J. D., Thrun S., and Choset H., Eds., (2002). Large-scale CML using a network of multiple local maps, in *Workshop Notes of the ICRA Workshop on Concurrent Mapping and Localization for Autonomous Mobile Robots (W4)*, Washington, D.C.
- Chatila R. ve Laumond J.P, (1985), Position references and Consistent World Modeling for Mobile Robots, *Second International Symposium of Robotics Research*, Kyoto.
- Davison A. J. and Murray D.W., (2002) Simultaneous localization and map-building using active vision, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. **24**, no. 7, pp. 865–880.
- Frese U., Larsson P., and Duckett T., (2005). A multilevel relaxation algorithm for simultaneous localization and mapping, *IEEE Trans. Robot. Automat.*, vol. **21**, no. 2, pp. 196–207.
- Guivant J. and Nebot E., (2001). Optimization of the simultaneous localization and map-building algorithm and real-time implementation, *IEEE Trans. Robot. Automat.*, vol. **17**, no. 3, pp. 242–257.
- Guoquan P. Huang, Anastasios I. Mourikis ve Stergios I. Roumeliotis., (2009), On the Complexity and Consistency of UKF-based SLAM, *IEEE International Conference on Robotics and Automation* Kobe International Conference Center Kobe, Japan, May 12-17.
- Kuipers B. J. ve Byun Y.-T., (1991), A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representations, *Journal of Robotics and Autonomous Systems*, 8: 47-63.
- Montemerlo, M. Thrun, S. Koller, D. ve Wegbreit, B (2002), FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem, *Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence*, 593–598.
- Montemerlo M. and Thrun S., (2003). Simultaneous localization and mapping with unknown data association using fastSLAM, in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, Taipei, Taiwan, pp. 1985–1991.
- Montemerlo M., Thrun S., Koller D., and Wegbreit B., (2003). FastSLAM2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges, in *Proc. 18th Int. Joint Conf. Artif. Intell.*, Acapulco, Mexico.
- Neira J. ve Tardós J.D., (2001), Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test, *IEEE Trans. Robot. Automat.*, **17**( 6), 890–897.
- Norgaard M., Poulsen N., ve Ravn O., (2000), New Developments in State Estimation for Nonlinear Systems, *Automatica*, **36**(11):1627–1638.
- Thrun S., Fox D., and Burgard W., (1998). A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots, *Mach. Learn.*, vol. **31**, pp. 29–53.
- Thrun S., (2002). Robotic mapping: A survey. Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium. *The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence* (Hardcover) by Gerhard Lakemeyer (Editor), Bernhard Nebel (Editor). ISBN ISBN-10: 1558608117.
- Thrun S., D. ahnel H , Ferguson Montemerlo D., M., Triebel R., Burgard W., Baker C., Omohundro Z., Thayer S., Whittaker and W., (2003). A system for volumetric robotic mapping of abandoned mines, in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, Taipei, Taiwan, pp.4270–4275.
- Williams S. B., Newman P., Dissanayake G., and Durrant-Whyte H., (2000) Autonomous underwater simultaneous localization and map building, in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, San Francisco, CA, vol. 2, pp. 1792–1798.

- Williams S., Dissanayake G., and Durrant-Whyte H. F., (2001). Towards terrain-aided navigation for underwater robotics, *Adv. Robot.*, vol. **15**, no. 5, pp. 533–550.
- Wan E. A., ve Merwe van der R. (2001), The Square-Root Unscented Kalman Filter for State and Parameter-Estimation, in *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Salt Lake City, Utah.