



İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

Fen Edebiyat Fakültesi

Matematik Mühendisliği Bölümü

ÇOKLU OTONOM ARAÇLAR ARASI GÖRELİ KONUM BELİRLEME

Yaren SAKARYA

090220727

Teslim Tarihi: 18 Ocak 2026

Ders: MAT 4901

Danışman: Prof. Dr. Ahmet KIRIŞ

ÖZET

Otonom sürüş teknolojilerinde, aracın çevresel koşullardan ve sinyal kesintilerinden etkilenmeden konumunu, hızını ve yönelimini yüksek doğrulukla kestirebilmesi güvenli seyrüseferin temelini oluşturmaktadır. Tekil sensör sistemleri, kentsel alanlardaki sinyal yansımaları veya değişken ışık koşulları nedeniyle güvenilirliğini yitirebilmektedir. Bu çalışmada, Küresel Konumlandırma Sistemi (GNSS), Ataletsel Ölçüm Birimi (IMU), LiDAR ve Kamera verilerini asenkron bir yapıda birleştiren dayanıklı bir sensör füzyonu mimarisi geliştirilecektir.

Proje kapsamında, sistemin dinamiklerini ve ölçüm modellerini en iyi şekilde temsil edebilmek amacıyla hibrit bir filtreleme yaklaşımı benimsenmiştir. Yüksek frekanslı IMU ve mutlak konum sağlayan GNSS verilerinin entegrasyonunda, hesaplama verimliliği sağlayan Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) kullanılırken; SLAM algoritmalarından elde edilen ve yüksek derecede doğrusal olmayan belirsizlikler içeren odometri verilerinin işlenmesinde Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) tercih edilmiştir. Ayrıca, çevresel faktörlere bağlı olarak değişen sensör gürültülerini dinamik olarak telafi etmek amacıyla İnovasyon tabanlı Adaptif Kovaryans Kestirimi (IAE) yöntemi algoritmaya entegre edilecektir.

Geliştirilecek sistem, Robot İşletim Sistemi (ROS 2) üzerinde düğüm tabanlı bir mimari ile kurgulanacak olup, endüstri standardı olan KITTI veri seti kullanılarak test edilecektir. Elde edilecek bulgular ve simülasyon sonuçları, önerilen çoklu sensör füzyonu yapısının, tekil sensör kullanımına kıyasla konumlandırma hatasını ($RMSE$) minimize ettiğini ve sensör arızalarına karşı sistemin sürekliliğini sağladığını göstermesi umulmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Otonom Araçlar, Sensör Füzyonu, Kalman Filtresi, EKF, UKF, ROS 2, Konumlandırma.

ABSTRACT

In autonomous driving technologies, the ability of a vehicle to estimate its position, velocity, and orientation with high accuracy, regardless of environmental conditions and signal interruptions, is the foundation of safe navigation. Single-sensor systems often lose reliability due to signal multipath effects in urban areas or varying lighting conditions. In this study, a robust sensor fusion architecture that integrates Global Navigation Satellite System (GNSS), Inertial Measurement Unit (IMU), LiDAR, and Camera data in an asynchronous framework will be developed.

Within the scope of the project, a hybrid filtering approach has been adopted to best represent the system dynamics and measurement models. While the Extended Kalman Filter (EKF) is utilized for integrating high-frequency IMU data with absolute GNSS positioning to ensure computational efficiency, the Unscented Kalman Filter (UKF) has been preferred for processing odometry data derived from SLAM algorithms, which contain highly non-linear uncertainties. Furthermore, an Innovation-based Adaptive Covariance Estimation (IAE) method will be integrated into the algorithm to dynamically compensate for sensor noises that vary depending on environmental factors.

The developed system will be constructed on a node-based architecture using the Robot Operating System (ROS 2) and will be tested using the industry-standard KITTI dataset. It is hoped that the findings and simulation results will demonstrate that the proposed multi-sensor fusion structure minimizes the root mean square error (RMSE) compared to single-sensor usage and ensures system redundancy against sensor failures.

Keywords: Autonomous Vehicles, Sensor Fusion, Kalman Filter, EKF, UKF, ROS 2, Localization.

ÖNSÖZ

Bu çalışma, İstanbul Teknik Üniversitesi, Matematik Mühendisliği Bölümü'nde lisans bitirme projesi olarak hazırlanmıştır.

Proje sürecindeki yönlendirmeleri ve desteği için danışmanım **Doç. Dr. Burcu Tunga**'ya ve hocam **Prof. Dr. Ahmet Kırış**'a teşekkür ederim.

Projenin teknik kurgusunda bana yol gösteren, sektör tecrübesiyle her zaman destek olan ve ne zaman bir sorum olsa yardımcı olan HAVELSAN'dan Sayın **Muhammet Altun**'a sonsuz teşekkür ederim.

Bu süreçte her zaman yanımda olan, desteğini hiçbir zaman esirgemeyen sevgili arkadaşım **Yaren Sakarya**'ya en içten teşekkürlerimi sunarım.

Ve son olarak beni LoL'de asla yalnız bırakmayan arkadaşlarım **Muhammed Cücü, Kadri Berat Çalım, İlker Kayra Orman** ve canım kardeşim **Miran Rohat Arı**'ya teşekkür ederim.

Ocak 2026, İstanbul

Civan Rümet Arı

İçindekiler

ÖZET	1
ABSTRACT	2
ÖNSÖZ	3
Simgeler ve Kısaltmalar	6
1 Giriş	8
1.1 Çalışmanın Önemi ve Gerekliliği	8
1.2 Problem Tanımı	9
1.3 Tezin Amacı	9
1.4 Tezin Kapsamı	9
2 Otonom Araçlarda Konumlandırma Temelleri	10
2.1 Olasılıksal Robotik ve Durum Kestirimi	10
2.2 Kullanılan Sensör Teknolojileri	10
2.2.1 Öz-Hareket Algılayıcıları (Proprioceptive)	11
2.2.2 Çevre Algılayıcıları (Exteroceptive)	11
2.3 Sensör Füzyonu ve Kalman Filtresi	12
2.3.1 Tahmin (Prediction / Time Update)	12
2.3.2 Düzeltme (Correction / Measurement Update)	13
3 Matematiksel Model ve Sistem Mimarisi	14
3.1 Problem Tanımı ve Varsayımlar	14
3.2 Araç Kinematik Modeli	14
3.3 Göreceli Ölçüm Modeli	15
3.4 Dağıtık İletişim ve Veri Paylaşım Protokolü	15
4 Literatür Taraması ve Yöntem Seçimi	17
4.1 Literatür Taraması	17

4.1.1	İşbirlikli Konumlandırma (Cooperative Localization)	17
4.1.2	Merkezi ve Dağıtık Mimariler	18
4.2	Yöntem Seçimi: Neden UKF?	18
4.3	Matematiksel Model: Sezgisel Kalman Filtresi (UKF)	18
4.3.1	Sigma Noktalarının Seçimi	18
4.3.2	Tahmin (Prediction) Adımı	19
4.3.3	Düzeltilme (Correction / Update) Adımı	19
4.4	Dağıtık Veri Füzyonu: Kovaryans Kesişimi	20
5	Sonuç ve Gelecek Çalışma Planı	21
5.1	Elde Edilen Kazanımlar	21
5.2	Gelecek Çalışma Planı (Bitirme Projesi II)	21
5.2.1	Simülasyon Ortamı ve Araçlar	22
5.2.2	Aşamalı Geliştirme Stratejisi	22

Simgeler ve Kısaltmalar

Kısaltmalar

- **CL (Cooperative Localization):** İşbirlikli Konumlandırma. Birden fazla aracın birbirleriyle haberleşerek konum belirsizliğini azalttığı yöntem.
- **GNSS (Global Navigation Satellite System):** Küresel Konumlandırma Sistemi. GPS, GLONASS, Galileo gibi uydu tabanlı konum belirleme sistemlerinin genel adı.
- **GPS (Global Positioning System):** Küresel Konumlama Sistemi.
- **IMU (Inertial Measurement Unit):** Atalet Ölçüm Birimi. Aracın ivmesini ve açısal hızını ölçen, öz-hareket (proprioceptive) sensörü.
- **LiDAR (Light Detection and Ranging):** Lazer darbeleri kullanarak nesnelerin mesafesini ölçen ve 3B haritalama sağlayan sensör teknolojisi.
- **V2V (Vehicle-to-Vehicle):** Araçtan Araca Haberleşme. Araçların hız, konum ve yöne-
lim bilgilerini birbirleriyle paylaştığı kablosuz iletişim ağı.
- **SLAM (Simultaneous Localization and Mapping):** Eş Zamanlı Konumlandırma ve Haritalama. Robotun bilinmeyen bir ortamda harita oluştururken aynı anda o haritada konumunu bulması işlemi.
- **EKF (Extended Kalman Filter):** Genişletilmiş Kalman Filtresi. Doğrusal olmayan sistemler için kullanılan, Taylor serisi açılımı ile doğrusallaştırma yapan durum kestirim algoritması.
- **UKF (Unscented Kalman Filter):** Sezgisel Kalman Filtresi. Doğrusal olmayan dönüşümler için "Unscented Transform" yöntemini kullanan, türev (Jacobian) hesabı gerektirmeyen filtre yapısı.
- **RMSE (Root Mean Square Error):** Kök Ortalama Kare Hata. Tahmin edilen konum ile gerçek konum arasındaki hatanın standart sapma ölçütü.

Simgeler

- x_k : k anındaki Durum Vektörü (Konum ve Yönelim)
- P_k : Hata Kovaryans Matrisi (Belirsizlik Ölçüsü)
- F_k : Durum Geçiş Matrisi (State Transition Matrix)
- H_k : Ölçüm Matrisi (Measurement Matrix)
- K_k : Kalman Kazancı (Kalman Gain)
- z_k : Ölçüm Vektörü (Sensörlerden gelen veri)
- Q : Süreç Gürültü Kovaryansı (Process Noise Covariance)
- R : Ölçüm Gürültü Kovaryansı (Measurement Noise Covariance)
- $\Delta x, \Delta y$: İki araç arasındaki göreceli konum farkı

Bölüm 1

Giriş

Otonom araç teknolojileri, günümüzde sadece sivil ulaşım sistemlerinde değil, savunma sanayii ve insansız kara araçları (İKA) konseptlerinde de kritik bir rol oynamaktadır. Bu sistemlerin tam otonom (Seviye 4 ve 5) görev yapabilmesi için, aracın her koşulda "Ben neredeyim?" sorusuna yüksek hassasiyetle cevap verebilmesi gerekmektedir [1].

1.1 Çalışmanın Önemi ve Gerekliliği

Mevcut otonom sistemlerin Küresel Konumlandırma Sistemlerine (GNSS/GPS) olan bağımlılığı, hem sivil hem de askeri senaryolarda ciddi güvenlik zafiyetleri doğurmaktadır. Bu tezi gerekli kılan temel faktörler şunlardır:

- **Elektronik Harp ve GPS Karıştırma (Jamming):** Askeri operasyon sahalarında düşman unsurların GPS sinyallerini karıştırması (Jamming) veya yanıltması (Spoofing) sık karşılaşılan bir durumdur. Bu "GPS'siz ortamda" (GPS-Denied Environment) otonom sürülerin görevine devam edebilmesi hayati önem taşır.
- **Hasar Durumu ve Beka Kabiliyeti (Survivability):** Çatışma ortamında araçlar fiziksel hasar alabilir ve üzerindeki bazı sensörler (Lidar kırılması, kameranın kör olması vb.) devre dışı kalabilir. İşbirlikli konumlandırma sayesinde, "kör" kalan hasarlı bir araç, sağlam olan diğer araçlardan aldığı verilerle görevine devam edebilir veya güvenli bölgeye dönebilir.
- **Şehir Kanyonları (Urban Canyons):** Sivil kullanımda ise yüksek binaların bulunduğu alanlarda uydu sinyalleri kesilmektedir. Bu çalışma, hem sivil trafiği hem de meskun mahal operasyonlarını kapsayan hibrit bir çözüm sunmaktadır.

1.2 Problem Tanımı

Tekil bir otonom araç, dış referansını (GPS) kaybettiği anda sadece kendi iç sensörlerine (IMU) güvenir. Ancak:

1. IMU sensörleri zamanla hata biriktirir (Drift/Sürüklenme).
2. Aracın hasar alması durumunda bu sensörler tamamen susabilir.

Bu durumda araç, kendi konumu hakkında tamamen hatalı bir tahmine kapılarak rotadan çıkabilir veya dost unsurlara çarpabilir [2].

1.3 Tezin Amacı

Bu çalışmanın temel amacı, GPS erişiminin olmadığı veya sensör kaybının yaşandığı ekstrem durumlarda, "Sürü Zekası" kullanarak konum doğruluğunu korumaktır. Proje kapsamında:

1. Araçların V2V (Araçtan Araca) haberleşme ile birbirlerini birer "referans istasyonu" olarak kullanması,
2. Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) ile hasarlı veya gürültülü verilerin ayıklanarak en doğru konumun kestirilmesi,
3. Böylece tekil başarısızlık noktalarının (Single Point of Failure) sürü işbirliği ile elimine edilmesi hedeflenmektedir [3].

1.4 Tezin Kapsamı

Bu çalışma, dinamik ve düşman unsurların olabileceği ortamlar göz önüne alınarak tasarlanmıştır.

- Kullanılan Yöntem: Dağıtık (Decentralized) EKF mimarisi. (Merkezi bir komuta aracına ihtiyaç duymaz, böylece komuta aracı vurulsa bile sürü dağılmaz).
- Senaryo: GPS'in kesildiği tünel geçişleri ve elektronik harp simülasyonları.
- Kısıtlar: İletişim gecikmeleri ve veri tekrarı (Double Counting) problemleri literatür ışığında analiz edilmiştir [4].

Bölüm 2

Otonom Araçlarda Konumlandırma Temelleri

Otonom araçların güvenli bir şekilde hareket edebilmesi için öncelikle kendi durumlarını (konum, hız, yönelim) yüksek doğrulukla kestirmeleri gerekir. Bu bölüm, tekil bir aracın konumlandırma problemini, kullanılan sensörleri ve temel füzyon algoritmalarını ele almaktadır.

2.1 Olasılıksal Robotik ve Durum Kestirimi

Robotik sistemlerde kesinlikten söz etmek zordur; sensörler gürültülü, modeller ise hatalıdır. Bu nedenle konumlandırma problemi, deterministik bir hesaplardan ziyade olasılıksal bir "Durum Kestirimi" (State Estimation) problemi olarak ele alınır [2].

Bir aracın k anındaki durumu (state) x_k vektörü ile ifade edilir. Bu vektör genellikle aracın 2 boyutlu düzlemdeki koordinatlarını (x, y) ve yönelim açısını (θ) içerir:

$$x_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Amaç, gürültülü sensör verilerini kullanarak bu x_k durumunu ve belirsizliğini (kovaryans matrisi P_k) en doğru şekilde tahmin etmektir.

2.2 Kullanılan Sensör Teknolojileri

Otonom araçların konumlandırma mimarisi, farklı karakteristiklere sahip sensörlerin birleşimi üzerine kuruludur. Bu sensörler literatürde genellikle ölçüm kaynaklarına göre

Öz-Hareket (Proprioceptive) ve Çevre (Exteroceptive) algılayıcılar olmak üzere iki ana kategoriye ayrılır.

2.2.1 Öz-Hareket Algılayıcıları (Proprioceptive)

Bu sensör grubu, aracın dış dünyadan bağımsız olarak kendi iç durumundaki (hız, ivme, dönüş) değişimleri ölçer. Sistemin "Kestirim/Tahmin" (Prediction) basamağında kullanılırlar.

Atalet Ölçüm Birimi (IMU)

IMU, genellikle bir ivmeölçer (accelerometer) ve bir jiroskoptan (gyroscope) oluşan, aracın doğrusal ivmesini ve açısal hızını yüksek frekansta (100Hz - 1000Hz) ölçen bir sensördür.

- **Çalışma Prensipleri:** Jiroskop, aracın ağırlık merkezine göre dönüş miktarını (Yaw Rate - ω) ölçerek yönelim (Heading - θ) bilgisinin güncellenmesini sağlar. İvmeölçer ise hız değişimlerini takip eder.
- **Hata Karakteristiği:** IMU sensörleri "Bias" (sabit kayma) ve "White Noise" (beyaz gürültü) hatalarına sahiptir. Konum hesabı için ivmenin iki kez integrali alındığından, bu küçük hatalar zamanla kümülatif olarak büyür (Drift/Sürüklenme). Bu tezde, UKF algoritması ile bu gürültülerin filtrelenmesi amaçlanmaktadır [2].

Tekerlek Odometresi (Wheel Odometry)

Odometre, tekerleklerdeki dönme miktarını (enkoderler aracılığıyla) sayarak aracın katettiği mesafeyi hesaplar.

- **Kullanım Amacı:** Aracın yerel koordinat sistemindeki doğrusal hızını (v) sağlar.
- **Dezavantajı:** Tekerlek kayması (slippage), bozuk zemin veya lastik çapındaki değişimler, odometre verisinin hatalı olmasına neden olabilir. Ancak kısa mesafelerde IMU'ya göre daha kararlı bir hız verisi sunar.

2.2.2 Çevre Algılayıcıları (Exteroceptive)

Bu sensörler, aracın çevresindeki nesnelerden veya sinyal kaynaklarından veri toplayarak "Düzeltilme" (Correction) işlemini gerçekleştirir.

LiDAR (Light Detection and Ranging)

LiDAR, lazer darbeleri kullanarak çevredeki nesnelerin mesafesini ve açısını yüksek hassasiyetle ölçen bir teknolojidir. Bu tez çalışmasındaki rolü kritiktir:

- **Göreceli Konumlandırma:** GPS'in olmadığı ortamda araçlar, birbirlerini LiDAR verisi sayesinde tespit eder. Ölçüm modeli şu şekildedir:

$$z_{LIDAR} = \begin{bmatrix} r \\ \phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Mesafe} \\ \text{Açı} \end{bmatrix} + \text{Gürültü} \quad (2.2)$$

- **Avantajı:** Işık koşullarından etkilenmez (karanlıkta çalışabilir) ve santimetre seviyesinde hassasiyet sağlar [5].

GNSS (Global Navigation Satellite System)

GNSS (GPS, GLONASS, Galileo vb.), uydulardan gelen zaman damgalı sinyallerle dünya üzerindeki mutlak konumu belirler.

- **Proje Kapsamındaki Yeri:** Açık alanlarda referans (Ground Truth) olarak kullanılabilir. Ancak bu tez çalışması, "GNSS-Denied" (GPS Erişiminin Olmadığı) senaryolar üzerine kurgulanmıştır.
- **Kısıtlar:** Tüneller, sık ormanlar, şehir kanyonları (yüksek binalar) veya elektronik harp (jamming) durumlarında GNSS sinyalleri kesilebilir veya "Multipath" (çoklu yol) etkisiyle hatalı sonuç verebilir. Bu nedenle, önerilen işbirlikli sistem GNSS verisine güvenmeyecek şekilde tasarlanmıştır.

2.3 Sensör Füzyonu ve Kalman Filtresi

Farklı karakteristikteki sensör verilerini (Örn: Hızlı ama hatalı IMU verisi ile yavaş ama kesin LiDAR verisi) birleştirmek için Kalman Filtresi kullanılır. Algoritma, sonsuz bir döngü içinde çalışan iki temel adımdan oluşur:

2.3.1 Tahmin (Prediction / Time Update)

Bu adımda, aracın fiziksel hareket modeli ve IMU verileri kullanılarak bir sonraki konum "tahmin" edilir.

$$\hat{x}_{k|k-1} = F_k \hat{x}_{k-1|k-1} + B_k u_k \quad (2.3)$$

Burada u_k kontrol girdisini (IMU verisi), F_k ise durum geiş modelini temsil eder. Bu adımda sistemin belirsizlięi (kovaryans) artar.

2.3.2 Düzeltme (Correction / Measurement Update)

Bu adımda, dış sensörlerden (LiDAR veya GPS) gelen "gerçek ölçüm" (z_k) ile "tahmin edilen ölçüm" karşılaştırılır. Aradaki farka "Innovation" (Yenilik) denir. Kalman Kazancı (K_k) hesaplanarak, tahmin edilen konum bu fark oranında düzeltilir [2].

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - H_k\hat{x}_{k|k-1}) \quad (2.4)$$

Sonuç olarak, tek bir sensörün verebileceğinden daha doğru ve daha az gürültülü bir konum bilgisi elde edilir.

Bölüm 3

Matematiksel Model ve Sistem Mimarisi

Bu bölümde, işbirlikli konumlandırma probleminin matematiksel altyapısı, araçların hareket kinematiği, sensör ölçüm modelleri ve önerilen dağıtık iletişim protokolü detaylandırılmıştır.

3.1 Problem Tanımı ve Varsayımlar

Tez kapsamında, GPS erişiminin olmadığı (GPS-denied) veya güvenilirmez olduğu bir ortamda hareket eden N adet otonom araçtan oluşan bir sürü (swarm) ele alınmıştır. Sistemin tutarlılığı ve uygulanabilirliği için aşağıdaki varsayımlar kabul edilmiştir:

1. **Tanımlanabilirlik:** Her araç, kendisine atanan benzersiz bir kimlik (ID) numarasına sahiptir ve iletişim paketlerinde bu kimliği yayınlar.
2. **Eş Zamanlılık:** Araçların saatleri senkronizedir veya iletişimdeki gecikmeler zaman damgası (timestamp) ile takip edilebilir.
3. **Tam Bağlı Ağ (All-to-All):** İletişim menzili içerisindeki her araç, yayınlanan paketleri alabilir.
4. **Sabit Koordinat Çerçevesi:** Tüm araçlar göreve başlarken ortak bir yerel referans çerçevesine (Local Frame) göre hizalanmıştır.

3.2 Araç Kinematik Modeli

Sürüdeki her bir araç (i), 2 boyutlu düzlemde hareket eden diferansiyel sürürlü (veya Ackermann manevra kabiliyetine sahip) bir robot olarak modellenmiştir. Aracın k anındaki durum vektörü $x_k^{(i)}$, konumu ve yönelimini içerir:

$$x_k^{(i)} = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ \theta \end{bmatrix}_k^{(i)} \quad (3.1)$$

Aracın hareket modeli, doğrusal olmayan (non-linear) bir süreçtir. Diskret zamanlı hareket denklemleri şu şekildedir:

$$x_{k+1}^{(i)} = f(x_k^{(i)}, u_k^{(i)}) + w_k^{(i)} \quad (3.2)$$

Burada $u_k^{(i)} = [v, \omega]^T$ kontrol girdisini (doğrusal hız ve açısal hız), $w_k^{(i)}$ ise Gauss dağılımına sahip süreç gürültüsünü temsil eder. Açık formda yazılırsa:

$$\begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ \theta \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ \theta \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} v\Delta t \cos(\theta) \\ v\Delta t \sin(\theta) \\ \omega\Delta t \end{bmatrix}_k \quad (3.3)$$

Bu model, bir sonraki bölümde anlatılacak olan Sezgisel Kalman Filtresi'nin (UKF) "Tahmin" (Prediction) aşamasında kullanılacaktır.

3.3 Göreceli Ölçüm Modeli

Her araç, üzerindeki LiDAR veya Radar sensörleri aracılığıyla çevresindeki diğer araçları tespit edebilir. Araç i 'nin Araç j 'yi algıladığı durumdaki ölçüm vektörü z_{ij} , aradaki mesafeyi (r_{ij}) ve açığı (ϕ_{ij}) içerir:

$$z_{ij} = h(x_i, x_j) + \eta_{ij} = \begin{bmatrix} \sqrt{(p_x^j - p_x^i)^2 + (p_y^j - p_y^i)^2} \\ \text{atan2}(p_y^j - p_y^i, p_x^j - p_x^i) - \theta^i \end{bmatrix} + \eta_{ij} \quad (3.4)$$

Burada η_{ij} , ölçüm sensöründeki gürültüyü (Measurement Noise) ifade eder. Bu model, filtrenin "Düzeltilme" (Correction) aşamasında kullanılacaktır.

3.4 Dağıtık İletişim ve Veri Paylaşım Protokolü

Merkezi bir otoritenin bulunmadığı ve tekil başarısızlık noktalarının (Single Point of Failure) engellendiği bu sistemde, "Durum Paylaşımı" (State Exchange) yöntemi benimsenmiştir.

Araçlar, ham sensör verilerini (raw data) paylaşmak yerine, kendi işlemcilerinde hesapladıkları durum kestirimlerini paylaşırlar. Bu yaklaşım, iletişim bant genişliğini (Bandwidth) verimli kullanmak ve ağ yoğunluğunu önlemek için kritiktir.

Bir araç (i) tarafından yayınlanan ve diğer araçlarca dinlenen veri paketinin yapısı şöyledir:

Tablo 3.1: V2V İletişim Paketi İçeriği

Veri Alanı	Sembol	Açıklama
Araç Kimliği	ID_i	Gönderen aracın benzersiz numarası.
Durum Kestirimi	\hat{x}_i	Aracın kendi hesapladığı Konum ve Yönelim $[x, y, \theta]^T$.
Kovaryans Matrisi	P_i	Aracın kendi konumuna ne kadar güvendiğini gösteren hata matrisi.
Zaman Damgası	t_k	Verinin oluşturulduğu an.

Bu protokol sayesinde, alıcı araç (j); hem gönderici aracın (i) nerede olduğunu iddia ettiğini (\hat{x}_i) öğrenir, hem de bu bilgiye ne kadar güvenmesi gerektiğini (P_i) analiz edebilir.

Bölüm 4

Literatür Taraması ve Yöntem Seçimi

Otonom araçların güvenli seyrüseferi için hassas konumlandırma hayati önem taşır. Bu bölümde, konuya dair literatürdeki temel çalışmalar incelenmiş, mevcut yöntemlerin avantaj ve dezavantajları karşılaştırılmış ve tez kapsamında kullanılacak Sezgisel Kalman Filtresi (UKF) ile Dağıtık Veri Füzyonu mimarisinin teorik dayanakları sunulmuştur.

4.1 Literatür Taraması

Otonom araçlarda konumlandırma problemi, uzun yıllar boyunca tekil araçların kendi sensör verilerini işlemesi (SLAM) üzerine yoğunlaşmıştır. Cadena ve ark. (2016), SLAM teknolojilerinin geldiği son noktayı özetledikleri çalışmalarında, tekil sensörlerin özellikle dinamik ve karmaşık ortamlarda (şehir içi, tünel vb.) yetersiz kalabildiğini ve "uzun süreli otonomi" için daha gürbüz (robust) çözümlere ihtiyaç duyulduğunu belirtmişlerdir [1].

4.1.1 İşbirlikli Konumlandırma (Cooperative Localization)

Tekil sistemlerin kısıtlarını aşmak için literatürde "İşbirlikli Konumlandırma" kavramı öne çıkmıştır. Wang ve ark. (2018), Araçtan Araca (V2V) ve Araçtan Altyapıya (V2I) haberleşme teknolojilerini kullanarak, GPS erişiminin kısıtlı olduğu durumlarda bile araçların birbirlerinden destek alarak konum hatalarını minimize edebileceğini göstermiştir [3]. Benzer şekilde Brambilla ve ark. (2019), Akıllı Ulaşım Sistemleri (ITS) kapsamında işbirlikli yöntemlerin trafik güvenliğine etkilerini incelemiş, ancak iletişim gecikmeleri ve bant genişliği sorunlarına dikkat çekmiştir [6].

Oliveros ve ark. (2023) ise bağlantılı araç teknolojilerindeki güncel gelişmeleri derledikleri çalışmalarında, modern sensör füzyon tekniklerinin (LiDAR, Radar) işbirlikli sistemlere entegrasyonunun önemini vurgulamışlardır [7].

4.1.2 Merkezi ve Dağıtık Mimariler

Çoklu araç sistemlerinde verinin nerede işleneceği kritik bir tasarım kararıdır. Carli ve ark. (2014), kablosuz sensör ağlarında dağıtık konumlandırma üzerine yaptıkları kapsamlı taramada, merkezi sistemlerin "Tekil Başarısızlık Noktası" (Single Point of Failure) riski taşıdığını, dağıtık (distributed) mimarilerin ise ölçeklenebilirlik ve beka kabiliyeti açısından üstün olduğunu ortaya koymuştur [8].

Ancak dağıtık sistemlerin en büyük problemi, araçların sürekli birbirleriyle veri paylaşması sonucu oluşan "Veri Tekrarı" (Data Incest) sorunudur. Héry ve ark. (2021), bu sorunu çözmek için dağıtık sistemlerde ****Kovaryans Kesişimi (Covariance Intersection - CI)**** yönteminin kullanılmasını önermiş ve bu yöntemin tutarlı (consistent) bir durum kestirimi sağladığını kanıtlamıştır [4]. Yakın tarihli bir çalışmada Li ve ark. (2023), LiDAR tabanlı SLAM sistemlerinde "Split CI" yöntemini kullanarak, çoklu araçların harita birleştirme ve konumlandırma performansını deneysel olarak doğrulamıştır [5].

4.2 Yöntem Seçimi: Neden UKF?

Literatürdeki yaygın yaklaşım Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) olsa da, bu çalışmada Sezgisel Kalman Filtresi (UKF) tercih edilmiştir. Dan Simon (2006), "Optimal State Estimation" adlı temel eserinde, EKF'nin lineerleştirme sırasında Jacobian matrisleri (kısmi türevler) kullandığını ve bu işlemin Taylor serisi açılımındaki yüksek dereceli terimlerin atılmasına ("kesme hataları") neden olduğunu belirtmiştir [2].

Özellikle araçların ani manevra yaptığı doğrusal olmayan (non-linear) durumlarda, UKF türev almadan olasılık dağılımını örneklediği için EKF'ye kıyasla daha kararlı ve doğru sonuçlar üretmektedir. Bu nedenle tez kapsamında UKF yapısı benimsenmiştir.

4.3 Matematiksel Model: Sezgisel Kalman Filtresi (UKF)

UKF algoritması, doğrusal olmayan fonksiyonu lineerleştirmek yerine, durum dağılımını temsil eden örnek noktalar ("Sigma Noktaları") seçerek çalışır. Algoritma temel olarak üç aşamadan oluşur: Sigma noktalarının seçimi, Tahmin (Prediction) ve Düzeltme (Update/Correction).

4.3.1 Sigma Noktalarının Seçimi

UKF, mevcut durum ortalaması (\hat{x}_{k-1}) ve kovaryansı (P_{k-1}) etrafında simetrik olarak dağılan sigma noktalarını (χ) hesaplar. L durum vektörünün boyutu olmak üzere, $2L + 1$ adet nokta şu şekilde seçilir:

$$\chi_0 = \hat{x}_{k-1} \quad (4.1)$$

$$\chi_i = \hat{x}_{k-1} + (\sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}})_i, \quad i = 1, \dots, L \quad (4.2)$$

$$\chi_i = \hat{x}_{k-1} - (\sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}})_{i-L}, \quad i = L + 1, \dots, 2L \quad (4.3)$$

Burada λ , noktaların yayılımını belirleyen ölçekleme parametresidir.

4.3.2 Tahmin (Prediction) Adımı

Seçilen sigma noktaları, aracın doğrusal olmayan hareket modelinden (f) geçirilerek bir sonraki adıma taşınır. Bu adımda sistemin "önsel" (a priori) durumu tahmin edilir:

$$\chi_{k|k-1}^{(i)} = f(\chi_{k-1}^{(i)}, u_k) \quad (4.4)$$

Daha sonra, bu yeni noktaların ağırlıklı ortalaması alınarak tahmini durum ($\hat{x}_{k|k-1}$) ve tahmini kovaryans ($P_{k|k-1}$) hesaplanır:

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi_{k|k-1}^{(i)} \quad (4.5)$$

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{k|k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k|k-1}] [\chi_{k|k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k|k-1}]^T + Q \quad (4.6)$$

Burada Q , süreç gürültüsünü; W_i ise ağırlık katsayılarını temsil eder.

4.3.3 Düzeltme (Correction / Update) Adımı

Dış sensörlerden (Lidar/V2V) veri geldiğinde, tahmin edilen sigma noktaları ölçüm modelinden (h) geçirilerek beklenen ölçüm (\hat{z}) hesaplanır:

$$\hat{z}_k = h(\chi_{k|k-1}^{(i)}) \quad (4.7)$$

Gerçek ölçüm (z_k) ile beklenen ölçüm (\hat{z}_k) arasındaki fark (innovation) ve Kalman Kazancı (K) kullanılarak son durum kestirimi yapılır:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K(z_k - \hat{z}_k) \quad (4.8)$$

$$P_k = P_{k|k-1} - K P_{zz} K^T \quad (4.9)$$

Bu adım sayesinde, sensör verisi ile matematiksel model birleştirilerek hatası minimize edilmiş nihai konum elde edilir [2].

4.4 Dağıtık Veri Füzyonu: Kovaryans Kesişimi

Dağıtık mimaride araçların birbirlerinden aldıkları verileri birleştirirken tutarlılığı sağlamak (veri tekrarını önlemek) için Héry ve ark. (2021) tarafından önerilen Kovaryans Kesişimi (CI) denklemleri kullanılır [4]:

$$P_{CI}^{-1} = \omega P_A^{-1} + (1 - \omega) P_B^{-1} \quad (4.10)$$

$$\hat{x}_{CI} = P_{CI}(\omega P_A^{-1} \hat{x}_A + (1 - \omega) P_B^{-1} \hat{x}_B) \quad (4.11)$$

Burada $\omega \in [0, 1]$ parametresi, füzyon sonucundaki belirsizliği (P_{CI}) minimize edecek şekilde her adımda optimize edilir.

Bölüm 5

Sonuç ve Gelecek Çalışma Planı

Bu tez çalışmasında (Bitirme Projesi I), GPS sinyallerinin erişilemez olduğu veya güvenilir hale geldiği durumlarda, çoklu otonom araç sürülerinin işbirlikli olarak konumlarını tespit edebilmesi için gerekli teorik altyapı oluşturulmuştur.

5.1 Elde Edilen Kazanımlar

Yapılan literatür taraması, sistem modellemesi ve yöntem analizleri sonucunda şu çıktılarına ulaşılmıştır:

1. Mimari Kararı: Merkezi bir başarısızlık noktasından kaçınmak ve sistemin beka kabiliyetini artırmak (savunma sanayi gereksinimleri) amacıyla Dağıtık (Decentralized) mimari seçilmiştir.
2. Algoritma Seçimi: Araçların ani manevra yapabileceği senaryolarda, lineerleştirme hatalarını minimize etmek için EKF yerine türevsiz Sezgisel Kalman Filtresi (UKF) yöntemi benimsenmiştir.
3. Veri Tutarlılığı: Dağıtık sistemlerdeki "veri tekrarı" (data incest) problemini çözmek için sisteme Kovaryans Kesişimi (Covariance Intersection) algoritması entegre edilmiştir.

5.2 Gelecek Çalışma Planı (Bitirme Projesi II)

Projenin ikinci aşamasında, bu dönem kurgulanan matematiksel modelin gerçek zamanlı simülasyon ortamında doğrulanması hedeflenmektedir. Geliştirme süreci, karmaşıklığın kademeli olarak artırıldığı (incremental) bir yol haritası izleyecektir.

5.2.1 Simülasyon Ortamı ve Araçlar

- Yazılım Altyapısı: Simülasyon, robotik uygulamalarda endüstri standardı olan ROS 2 (Humble/Foxy) üzerinde geliştirilecektir.
- Fizik Motoru: Araçların dinamiğini ve sensör verilerini simüle etmek için Gazebo ortamı kullanılacaktır.
- Robot Platformu: Hazır sensör paketlerine (Lidar, IMU, Odometre) sahip olması nedeniyle TurtleBot3 modeli tercih edilmiştir.

5.2.2 Aşamalı Geliştirme Stratejisi

Yazılım geliştirme sürecinde hataların izole edilebilmesi için şu sıralama izlenecektir:

1. **Aşama 1: İdeal Ortamda Doğrulama (Gürültüsüz):** İlk aşamada simülasyon gürültüsü kapatılarak, tekil aracın hareket denklemlerinin ve UKF tahmin (prediction) bloğunun kodlaması doğrulanacaktır. Amaç, simülasyon verisi ile algoritma çıktısının birebir örtüştüğünü görmektir.
2. **Aşama 2: Gürültü Altında Tekil Filtreleme:** Sensörlere yapay Gauss gürültüsü (Gaussian Noise) eklenecektir. UKF algoritmasının bu gürültüyü ne kadar filtreleyebildiği, "Ground Truth" (Gerçek Konum) verisi ile kıyaslanarak test edilecektir.
3. **Aşama 3: İkili Araç ve İletişim Testi:** Simülasyona ikinci bir araç eklenecektir. Araçların V2V haberleşme üzerinden birbirlerine gönderdikleri konum paketlerinin doğruluğu ve göreceli ölçüm (Mesafe/Açı) modelleri gürültüsüz ortamda test edilecektir.
4. **Aşama 4: Tam Entegrasyon ve Stres Testi:** Çoklu araç (3+) senaryosunda tüm gürültüler ve iletişim gecikmeleri aktif edilecektir. Dağıtık veri füzyonu ve Kovaryans Kesişimi algoritmalarının başarısı, sistemin toplam RMSE (Hata Kareler Ortalaması) değeri üzerinden raporlanacaktır.

Bu strateji sayesinde, olası yazılım veya matematiksel hataların kaynağı (algoritma, sensör, iletişim) kolaylıkla tespit edilebilecektir.

Kaynakça

- [1] C. Cadena, L. Carlone, *et al.*, "A state-of-the-art survey on simultaneous localization and mapping (slam)," *IEEE Transactions on Robotics*, 2016.
- [2] D. Simon, *Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches*. John Wiley & Sons, 2006.
- [3] Z. Wang, W. Chen, *et al.*, "Cooperative localization for autonomous vehicles using v2v and v2i communications," *IEEE Internet of Things Journal*, 2018.
- [4] E. Héry *et al.*, "Consistent decentralized cooperative localization for autonomous vehicles using covariance intersection," *Journal of Field Robotics*, vol. 38, no. 5, 2021.
- [5] X. Li *et al.*, "Lidar slam based multivehicle cooperative localization using iterated split cif," *IEEE Sensors Journal*, 2023.
- [6] M. Brambilla *et al.*, "Cooperative localization in intelligent transportation systems," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019.
- [7] J. Oliveros *et al.*, "Advances in cooperative localization for connected vehicles," *Electronics*, vol. 12, no. 4945, 2023.
- [8] R. Carli, J. Sijs, *et al.*, "Distributed cooperative localization in wireless sensor networks: A survey," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2014.