



İSKENDERUN TEKNİK

ÜNİVERSİTESİ

MÜHENDİSLİK VE FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YÜKSEK
LİSANS
TEZİ**

**OTONOM ROBOTLARDA NOKTA
BULUTU TABANLI ÇEVRE
HARİTALAMA VE KONUM
BELİRLEME**

Selya AÇIKEL

**ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**



**OTONOM ROBOTLARDA NOKTA BULUTU TABANLI ÇEVRE
HARİTALAMA VE KONUM BELİRLEME**

Selya AÇIKEL

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

**İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK VE FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

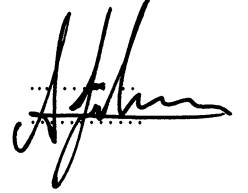
OCAK 2019

Selya AÇIKEL tarafından hazırlanan "OTONOM ROBOTLARDA NOKTA BULUTU TABANLI ÇEVRE HARİTALAMA VE KONUM BELİRLEME" adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ / ~~OY ÇOKLUĞU~~ ile İskenderun Teknik Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Ahmet GÖKÇEN

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi

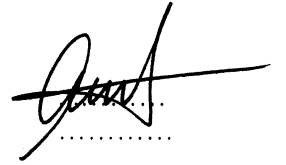
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum/~~onaylamıyorum~~.



Başkan: Dr. Öğr. Üyesi Mehmet Hakan DEMİR

Mekatronik Mühendisliği, İskenderun Teknik Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum/~~onaylamıyorum~~.



Üye: Dr. Öğr. Üyesi Erdem ASLAN

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği, Hatay Mustafa Kemal Üniversitesi

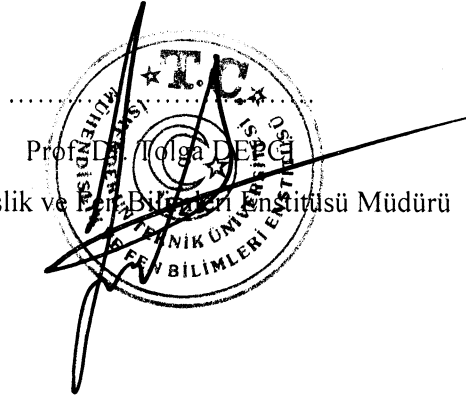
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum/~~onaylamıyorum~~.



Tez Savunma Tarihi: 24/01/2019

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Yüksek Lisans Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

Prof. Dr. Tolga DEĞİRCİ
Mühendislik ve Teknoloji Enstitüsü Müdürü



ETİK BEYAN

İskenderun Teknik Üniversitesi Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez üzerinde Yükseköğretim Kurulu tarafından hiçbir değişiklik yapılamayacağı için tezin bilgisayar ekranında görüntülendiğinde asıl nüsha ile aynı olması sorumluluğunun tarafıma ait olduğunu,
- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

İmza

Selya AÇIKEL

24/01/2019



OTONOM ROBOTLARDA NOKTA BULUTU TABANLI ÇEVRE
HARİTALAMA VE KONUM BELİRLEME

(Yüksek Lisans Tezi)

Selya AÇIKEL

İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
MÜHENDİSLİK VE FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ocak 2019

ÖZET

Mühendislik teknolojisinin gelişmesiyle beraber insanların iş gücünü her alanda en aza indirgeyen robotların kullanımı yaygınlaşmıştır. Robotların daha çok tercih edildiği alanlar uzay bilimleri, biyomedikal, makine sanayi, telekomünikasyon ve iletişim şeklinde sıralanabilir. Haritalama alanında da robotların sıkça kullanılmasının başlıca nedeni erişimin zor ve tehlikeli olduğu bölgelerde ön keşif yapılarak can güvenliğini sağlamaktır. Haritalama robotları yarı otonom veya tam otonom olmak üzere iki farklı şekilde tasarlanabilmektedir. Bir robotun otonom özelliğe sahip olabilmesi, üzerine entegre edilen algılayıcılar ve kullanılan karar verme algoritmaları ile sağlanabilmektedir. Otonom robotların işlevlerini gerçekleştirebilmeleri için buldukları ortamı bilmeleri ya da o anda keşfetmeleri gerekmektedir. Ortamın keşfi sırasında robotun eş zamanlı olarak kendi konumunu da belirleyebilmesi gerekmektedir. Literatürde bu konu Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (Simultaneous Localization and Mapping - SLAM) problemi olarak bilinmektedir.

Bu tez kapsamında tam otonom bir haritalama robotu tasarlanmıştır. Mesafe algılayıcı olarak bir lidar mesafe algılayıcı olan Lidar Lite V3 tercih edilmiştir. Lidar algılayıcılar yüksek menzilli lazer mesafe algılayıcılardır. Lidar algılayıcıdan elde edilen uzaklık verilerindeki hatalar filtreleme algoritmaları ile giderilerek üç boyutlu ortam haritası çıkarılmıştır ve otonom robotun eş zamanlı olarak bulunduğu konumu belirlemesi sağlanmıştır.

Anahtar Kelimeler : 3B haritalama, konum belirleme, lidar algılayıcı, filtreleme

Sayfa Adedi : 73

Danışman : Dr. Öğr. Üyesi Ahmet GÖKÇEN

POINT CLOUD BASED ENVIRONMENT MAPPING AND LOCALIZATION IN
AUTONOMOUS ROBOTS

(M. Sc. Thesis)

Selya AÇIKEL

ISKENDERUN TECHNICAL UNIVERSITY
ENGINEERING AND SCIENCE INSTITUTE

January 2019

ABSTRACT

With the development of engineering technology, the use of robots, which minimize the labor force of people in every field, has become widespread. The areas where robots are more preferred include space science, biomedical, machine industry, telecommunications and communication. The main reason for the frequent use of robots in the mapping area is to ensure the safety of life by making a preliminary exploration in areas where access is difficult and dangerous. The mapping robots can be designed in two different ways, semi-autonomous or fully autonomous. The autonomous feature of a robot can be provided with integrated sensors and the decision-making algorithms used. Autonomous robots need to know or discover the environment they are existed in to perform their functions. During the discovery of the environment, the robot must be able to determine its own position simultaneously. In the literature, this issue is known as Simultaneous Localization and Mapping (SLAM).

In this thesis, a fully autonomous mapping robot was designed. Lidar Lite V3, a lidar sensor, has been chosen as a distance sensor. Lidar sensors are high-range laser distance sensors. Errors in the distance data obtained from the Lidar sensor were resolved by filtering algorithms and a three-dimensional environment map was created and the autonomous robot was able to determine the location where it was located simultaneously.

Key Words : 3D mapping, localization, lidar sensor, filtering
Page Number : 73
Supervisor : Assist. Prof. Dr. Ahmet GÖKÇEN

TEŐEKKÜR

Bu tezin yürütülmesi sırasında bilgi birikimi ve tecrübeleriyle bana yol gösteren sevgili danışmanım sayın Dr. Öğr. Üyesi Ahmet GÖKÇEN'e sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum.

Tezimi gerçekleştirme ve yazma aşamalarında üniversitemiz Biyomedikal Laboratuvarı ve Robotik Laboratuvarını kullanmamıza olanak sağlayan İskenderun Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği yönetimine teşekkürlerimi sunuyorum.

Sadece bu çalışmada değil hayatımın her anında tüm zorluklarda varlığını hissettiğim değerli ablam Sevcan AÇIKEL'e teşekkür ediyorum.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	x
RESİMLERİN LİSTESİ.....	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. EŞ ZAMANLI KONUM BELİRLEME VE HARİTALAMA.....	13
2.1. Haritalama	13
2.2. Konum Belirleme	16
2.3 Genel SLAM Sorunları	17
2.3.1. Ortam Etkileşimi	18
2.3.2. Haberleşme Sırasında Oluşan Sorunlar.....	19
2.4 Olasılıksal Üretken Yasalar.....	22
2.4.1. Bayes Filtresi.....	22
2.4.2. Markov Varsayımı	23
2.4.3. Gauss Filtreleri	23
2.5 SLAM Problemlerinde Kullanılan Filtreleme Yöntemleri	24
2.5.1. Kalman Filtresi.....	24
2.5.2. Genişletilmiş Kalman Filtresi	26
2.5.3. Parçacık Filtresi ve FastSLAM	27

	Sayfa
2.5.4. Medyan Filtre	28
2.6 SLAM Problemlerinde Kullanılan Mesafe Algılayıcılar	28
2.6.1. Sonar Mesafe Algılayıcılar	29
2.6.2. Kızılötesi Mesafe Algılayıcılar	29
2.6.3. Lazer Mesafe Algılayıcılar.....	30
3. MATERYALLER VE YÖNTEM	31
3.1. Lidar Lite V3	31
3.2. HMC5883L Dijital Pusula	31
3.3. Döner Kodlayıcı	32
3.4. GPS.....	32
3.5. Hareketli Ortalamalar Filtresi	33
3.6. Görüntü Matrisleri Farkı ile Hareket Tespiti	34
3.7. Yöntem.....	36
3.7.1. Robotun Tasarlanma Aşaması.....	37
3.7.2. Nokta Bulutlarının Oluşturulması	41
3.7.3. Eş Zamanlı Konum Belirleme.....	44
3.7.2. Kontrol Merkezi ile Haberleşme	44
3.7.3. Akış Diyagramları.....	44
4. BULGULAR	47
5. SONUÇLAR	63
KAYNAKLAR	64
ÖZGEÇMİŞ	71

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. IEEE Standartları	20
Çizelge 2.2. Bluetooth Sürümleri ve Hızları	20
Çizelge 4.1. Hareketli ortalamalar filtresi ile filtrelenen ölçüm verileri	49
Çizelge 4.2. Kalman filtresi ile filtrelenen ölçüm verileri.....	50
Çizelge 4.3. Genişletilmiş kalman filtresi ile filtrelenen ölçüm verileri	51
Çizelge 4.4. Medyan filtre ile filtrelenen ölçüm verileri.....	52

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. Izgara tabanlı haritalama temsili gösterimi	13
Şekil 2.2. Topolojik haritalama temsili gösterimi	14
Şekil 2.3. Medyan filtre çalışma mantığı	28
Şekil 2.4. Sonar mesafe algılayıcıların zamana dayalı çalışma prensibi.....	29
Şekil 2.5. Kızılötesi mesafe algılayıcı	30
Şekil 3.1. GPS çalışma mantığı.....	33
Şekil 3.2. RGB formatından gri formata dönüşüm.....	35
Şekil 3.3. Karesel filtreleme işlemi.....	35
Şekil 3.4. Üç boyutlu koordinat sisteminde nokta gösterimi	41
Şekil 3.5. Hareketli ortalamalar filtresi diyagramı	43
Şekil 3.6. Program ana akış diyagramı	45
Şekil 3.7. Hareket et eylemi alt akış diyagramı.....	46
Şekil 3.8. Tara eylemi alt akış diyagramı.....	46
Şekil 4.1. Hareketli ortalamalar filtresinin ham verilere etkisi	49
Şekil 4.2. Kalman filtresinin ham verilere etkisi	51
Şekil 4.3. Genişletilmiş kalman filtresinin ham verilere etkisi	52
Şekil 4.4. Medyan filtrenin ham verilere etkisi.....	53

RESİMLERİN LİSTESİ

Resim	Sayfa
Resim 2.1. Özellik tabanlı haritalama temsili gösterimi.....	15
Resim 3.1. Elde edilen iki boyutlu harita.....	37
Resim 3.2. Bluetooth modül sorunlarının oluşturduğu görüntü.	38
Resim 3.3. Otonom robotun önden ve sağdan görünümü.....	40
Resim 4.1. İki boyutlu harita üzerinde hareketli ortalamalar filtresinin etkisi	47
Resim 4.2. İki boyutlu harita üzerinde Kalman filtresinin etkisi.....	48
Resim 4.3. Ham veriden elde edilen görüntü.....	54
Resim 4.4. Hareketli ortalamalar filtresinin ölçümlere etkisi	54
Resim 4.5. Kalman filtresinin ölçümlere etkisi	55
Resim 4.6. Genişletilmiş kalman filtresinin ölçümlere etkisi.....	55
Resim 4.7. Medyan filtrenin ölçümlere etkisi.....	56
Resim 4.8. İSTE Makine-Bilgisayar Müh. binası zemin kat modeli	57
Resim 4.9. Otonom robotun rotası.....	57
Resim 4.10. Otonom robotun rotasının masaüstü yazılımında gösterilmesi	58
Resim 4.11. İSTE Biyomedikal Laboratuvarı modeli	58
Resim 4.12. Oda modeli.....	59
Resim 4.13. Cami modeli.....	59
Resim 4.14. Cami modelinin farklı açılardan görünümü.....	60
Resim 4.15. Hareket algılama algoritması ile hareketli nesne tespiti	60
Resim 4.16. Hareketli nesne tespiti ve masaüstü uygulamada gösterimi	61
Resim 4.17. Konum bilgisinin gösterilmesi.....	61
Resim 4.18. Harita bilgisinin masaüstü uygulamada gösterilmesi	62
Resim 4.19. Uygulama genel görünümü.....	62

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	Açıklamalar
Hz	Hertz
KHz	Kilohertz
GHz	Gigahertz
Mbps	Megabit Per Second (Saniyedeki Megabit Sayısı)
nm	Nanometre
m/s	Metre/Saniye
μA	Mikroamper
mGs	Miligauss
Kısaltmalar	Açıklamalar
GKF	Genişletilmiş Kalman Filtresi
İSTE	İskenderun Teknik Üniversitesi
SLAM	Simultaneous Localization and Mapping
GPS	Global Positioning System
SVM	Support Vector Machine
KKF	Kokusuz Kalman Filtresi
DKF	Dağılımlı Kalman Filtresi
RGB	Red-Green-Blue
GMF	Görüntü Matrisleri Farkı
UART	Universal Asynchronous Receiver Transmit
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
LLC	Logical Link Control

1. GİRİŞ

Çağın gereksinimlerine cevap verebilmek için kullanılan yöntemlerin tümünde teknolojinin izleri görülmektedir. Teknoloji insan ihtiyacına bağlı olarak şekillenebileceği gibi rastlantı eseri ortaya çıkan buluşlar ile de gelişebilmektedir. Örneğin, Thomas Edison'un elektriği bulması teknolojinin şekillenmesinde en önemli rolü oynamıştır. Bununla birlikte günümüzde sağlık alanı ve askeri alanda insan ihtiyaçlarının sürekli artması teknolojinin bu alanlara yönelimini gerektirmiştir. Robotlar ve robotik sektörü de insan ihtiyaçlarının giderilmesi amacı ile ortaya çıkan teknoloji alanlarındandır.

Günümüz teknolojisinde en önemli rollerden birine sahip olan alanlardan biri de robotiktir. Robotik sistemler, verilen komutları yerine getirme, karmaşık işlemleri en az müdahale ile gerçekleştirme, serbest gezinme gibi işlevlere sahip makine ve sistemlerdir (Kanaan ve Kuş, 2018). Robotik sistemler, en az bir robot ile etkileşim kurulan interaktif sistemlerdir. Yapay zekâ algoritmalarına sahip, kendi başlarına karar verebilen robotlar otonom robotlar olarak adlandırılmaktadır (Pessoa, 2017; Ingrand ve Ghallab, 2017).

Bir robotun otonom özelliğe sahip olabilmesi için üç temel işlevi yerine getirebilmesi gerekmektedir. Bunlar, algılamak, karar vermek ve harekete geçmek olarak sıralanabilir. Robotlar algılama işlevini entegre edilen algılayıcılar yardımıyla gerçekleştirmektedir. Algılayıcılardan alınan veriler anlamlı veya anlamsız olabilmektedir. Karar verme işlevi bu aşamada kullanılmaktadır. Robota yüklenen algoritmalar algılayıcılardan elde edilen veriler üzerinde çalıştırılarak robotun karar vermesi sağlanmaktadır. Robotun karar mekanizmasından elde edilen sonuç, ne yapması gerektiğini belirtmektedir. Harekete geçme işlevi algoritmanın çalıştırılması sonucunda oluşan komut ile gerçekleştirilmektedir.

Otonom robotlar, haritalama uygulamalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Bir ortamın haritasının çıkarılması, çeşitli ölçümler ve senkronizasyonlar gerektirmektedir. Bu senkronizasyonların en önemlisi poz tahminidir. Poz tahmini, otonom robotların algılayıcıları ile elde ettikleri verileri işleyerek konumları hakkında ürettikleri tahminlerdir. Bir robotun bulunduğu ortamın haritasını çıkarırken konumunu da belirleyebilmesi gerekmektedir. Konum belirleme sırasında oluşan poz tahmini hatalarının giderilmesi büyük önem arz etmektedir (Wang ve Zhou, 2018; Muñoz-Salinas, Marín-Jimenez, Yeguas-

Bolivar ve Medina-Carnicer, 2018). Bu konu literatürde Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (Simultaneous Localization and Mapping - SLAM) olarak bilinmektedir (Dissanayake, Newman, Durrant-Whyte, Clark & Csorba, 2000; Choi, Yang ve Kim, 2014; Stückler ve Behnke, 2014).

Coğrafi şartların zorluğu, askeri gizliliğin önemi, insanların bilinmeyenden korkma güdüsü ve erişim güclüğü gibi nedenler haritalama konusunu insan hayatında önemli bir noktaya getirmiştir. Bunların yanı sıra eğlence dünyasındaki teknolojik gelişmeler üç boyutlu ortam modelleme uygulamalarına olan ihtiyacı arttırmıştır. SLAM problemlerinden ilk kez 1986 yılında, Peter Cheesman, Jim Crowley ve Hugh Durrant-Whyte tarafından IEEE Robotik ve Otomasyon Konferansı'nda bahsedilmiştir (Açıkel ve Gökçen, 2018a). 1986 yılından itibaren olasılıksal yöntemler robotikte çeşitli uygulamalarda kullanılmaya başlanmıştır. Eş zamanlı konum belirleme ve haritalamanın içerdiği bazı sorunlar, araştırmacıları olasılıksal yöntemler kullanmak zorunda bırakmıştır. Bu sorunlar algılayıcı verilerinin tutarsızlığı, hareket tespitinin kararsızlığı, çevresel faktörlerdeki değişkenlikler ve robot ile bilgisayar arasındaki haberleşme sırasında meydana gelen hatalar olarak özetlenebilir. Algılayıcı hatalarından kaynaklanan sorunlardan SLAM çalışmalarında algı problemleri olarak bahsedilmektedir. Robotun hareketinin hatalı tespiti ise hareket problemleri olarak nitelendirilmektedir. Hareket problemlerinin başında robot adımlarının ölçümlerindeki hatalar gelmektedir. Bu sorunlar odometri hataları olarak adlandırılmaktadır (Thrun, 2003; Tuna, 2012; Roh, Jeong ve Kim, 2017). Bilgisayar robot haberleşmesi sırasında oluşan hataların büyük çoğunluğu, haberleşmenin doğrudan radyo dalgaları üzerinden yapılmasından kaynaklanmaktadır. Örneğin bir Bluetooth haberleşmesi sırasında mesafeye bağlı olarak veri aktarımında kopukluklar meydana gelmektedir. Bu tarz sorunlar algı ve hareket ölçümleri kusursuz olsa bile haritanın sağlıklı oluşmasına engel olmaktadır. Meydana gelebilecek olan sorunların sebeplerini öğrenebilmek ve çözüm yolları üretebilmek için robotların ve robotlarda kullanılan materyallerin çalışma mantıklarının ve gelişme süreçlerinin detaylı şekilde incelenmesi gerekmektedir.

Robotun tarihçesi

Robot kelimesi ilk kez 1921 yılında Çekoslovak yazar Karel Capek tarafından "Rossum's Universal Robots" (Rossum'un Evrensel Robotları) isimli oyunda kullanılmıştır. Çekoslovakça'da zorla çalıştırılan işçi anlamına gelen robota kelimesinden türetilmiştir

(Atilla, 2007). 1942 yılında ise Isaac Asimov'un "Runaround" adlı öyküsünde ilk kez robotik terimi ortaya çıkmıştır. Asimov, 1950 yılında ünlü kitabı "I, Robot"ta bu öyküye yer vermiştir, burada üç robot yasası tanımlamıştır ve ilerleyen zamanlarda bu üç yasaya bir de "sıfırıncı yasa"yı eklemiştir (Freedman, 2011).

- Birinci Yasa: Bir robot insana zarar veremez ya da herhangi bir eylemsizlik yoluyla insanın zarar görmesine seyirci kalmaz.
- İkinci Yasa: Bir robot, birinci yasa ile çelişmediği sürece insanlar tarafından verilen emirlere itaat etmek zorundadır.
- Üçüncü Yasa: Bir robot birinci ve ikinci yasa ile çelişmediği sürece kendi varlığına zarar verilmesine izin veremez.
- Sıfırıncı Yasa: Bir robot insanlığa zarar veremez ya da herhangi bir eylemsizlik yoluyla insanlığın zarar görmesine izin veremez.

Zaman çizelgesi

1890'lar Nikola Tesla, Edison ile çalışmayı bıraktıktan sonra uzaktan kontrol sağlanabilen sistemler geliştirmiştir.

1939 Westinghouse şirketi, tasarladıkları mekanik insan ve köpeği New York Dünya Fuarı'nda sergilemişlerdir.

1947 Alan M. Turing yayınladığı makalede ilk kez zeki makinelerden bahsetmiştir.

1951 Raymond Goertz, tasarladığı uzaktan kumandalı kolu radyoaktif maddelerde kullanmayı amaçlamıştır.

1954 Devol, "Unimation" adını verdiği programlanabilen bir fabrika robotu tasarlamıştır.

1959 Marvin L. Minsky ve John McCarthy kendi Yapay Zekâ Laboratuvarları'nı Massachusetts Teknoloji Enstitüsünde kurmuşlardır.

1963 McCarthy başkanlığındaki ikinci Yapay Zekâ Laboratuvarı Stanford Üniversitesinde kurulmuştur.

1968 Stanford Araştırma Enstitüsünde görme duyusu ve yapay zekâ kullanılarak ilk robot Shakey geliştirilmiştir.

1971 Bilgisayar kontrollü ilk robot C. Milacron firması tarafından piyasaya sürülmüştür.

1976 NASA kızıl gezegen Mars'a göndermeyi düşündüğü uzay aracına robot kollar entegre etmiştir.

1980 MIT’de, Marc Raipert tarafından insan yürüyüşünü taklit eden robotlar geliştirebilmek amacıyla Bacak Laboratuvarı kurulmuştur.

1986 İnsansı bir robot geliştirmek amacıyla Honda Motor şirketi tarafından gizli bir proje başlatılmıştır.

1966 Yürüyen insansı robot Prototype-2, Honda tarafından dünyaya tanıtılmıştır.

1997 NASA, Pathfinder adlı uzay aracını başarıyla Mars’a indirmiştir ve Mars yüzeyinde keşifler yapmıştır.

2000 Bilgisayar bilimciler insan yardımı olmadan robot tasarlamak ve üretmek için bir cihaz geliştirmiştir.

2001 Bir ABD casus uçağı Kaliforniya’dan Avusturalya’ya ilk insansız uçuşu gerçekleştirmiştir.

2004 Kuzey Amerika’da robotik sektörünün iş hacmi bir milyar doları aşmıştır.

2008 NASA’ya ait Phoenix adlı robotun Mars üzerinde araştırmalarını sürdürdüğü açıklanmıştır.

2016 Konuşabilen ve yüz tanıyabilen, altmıştan fazla yüz mimiğine sahip robot Sophia tasarlanmıştır.

2018 NASA’nın güneşe dayanıklı uzay aracı, güneş yörüngesinden ilk fotoğrafı dünyaya göndermiştir.

Robot teknolojilerinin yıllar içerisindeki gelişimi robotların diğer teknoloji alanları ile de bağlantılı olduğunu göstermektedir.

Robotların Kullanım Alanları

Son zamanlarda popülerliği giderek artan uzay bilimlerinde kullanılan teknikler, uzaya gönderilen roketlerin sayısının artmasında ve insanların dünya dışındaki gezegenlerde kolonileşmelerini sağlayabilecek seviyeye gelmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Tıp bilimlerinde hassas cerrahi operasyonların hatasız gerçekleştirilmesinde, kanser vb. hastalıkların teşhisinde kullanılmak üzere geliştirilen üç boyutlu tarama yöntemlerinde de robot kullanımı yaygınlaşmaktadır. Bilişim sektörü ise teknolojinin etkisinin en yoğun görüldüğü alan olmakla beraber yapay zekâ uygulamalarının da temelini oluşturmaktadır.

Yapay zekâ, gerçek zamanlı çoklu işlem teknolojisi ve optimizasyon teknikleri ile karmaşık veri kümelerinin analizini yaparak karar vermeye yardımcı olmaktadır (Brooks, 1986). Bu

alanda gelinmeye çalışılan son nokta insan gibi düşünebilen yapay beyin tasarlayabilmektir. Yapay zekâ robotik alanda da oldukça sık kullanılmaktadır. Robotik biliminin gelişimini doğrudan etkileyen robotlar kullanım alanlarına göre farklı özelliklerle donatılmışlardır.

Endüstriyel robotlar uzay mekiklerinin montaj işlemleri gibi devasa boyutlardaki tanımlanmış görevleri yerine getirmek için tasarlanmıştır. Sürekli tekrar eden işlemleri insan gücü gerektirmeden ve hata oranı en düşük düzeyde olacak şekilde gerçekleştirmektedir. Otomotiv sektörü endüstriyel robotların yaygın kullanıldığı alanlardan biridir.

Sağlık sektöründe iki farklı robotik kullanım alanı mevcuttur. Bunlar cerrahi müdahaleler ve ortopedik cihazlardır. Ortopedik cihazlar beyin veya kas sinyallerinin yapay zekâ uygulamaları ile işlenerek anlamlandırılması sonucu hareket sağlamayı amaçlamaktadır. Cerrahi müdahaleler için kullanılan robotlar ise hassas işlevsellik gerektiren sistemlerden oluşmakta ve kıtalar arası uzaklığa rağmen cerrahi müdahalelere olanak tanımaktadır.

Sibernetik robotları, insansı görünüm ve insan gibi düşünebilen yapay zekâlara sahip olması amaçlanan robotlardır. İnsansı görünümü sağlamak amacıyla sibernetiğin yanı sıra malzeme bilimi, tıp ve elektronik konularını da kapsamaktadır. İnsansı düşünme modelini tasarlamak amacıyla ise yapay sinir ağları algoritmaları ve kontrol sistemlerini yönetebilmek için nörobilim teknikleri kullanılmaktadır.

Operasyonel robotlar ise belirli amaçlar için profesyonel yüksek teknoloji ürünü olarak tasarlanmıştır. İnsan sağlığına elverişli olmayan alanlarda tercih edilmektedir. Atık arıtımı, mayın tespiti ve temizlenmesi, volkanik araştırmalar ve yüksek radyasyonlu işlemler için operasyonel robotlar kullanılmaktadır.

Askeri robotlar gizlilik ve dayanıklılık sağlamak amacıyla yüksek teknoloji zırh ve kamuflaj materyalleri ile donatılmıştır. Ateşleme gücü yüksek insansız araçların uzaktan kontrollü veya otonom çalışmaları için çeşitli algoritmalar kullanılmaktadır. Bu alanda robotiğin tercih edilmesinin başlıca nedeni zorlu coğrafi koşullara uygun şekilde tasarlanabilmeleri, panik ve korku gibi güdülere sahip olmamaları ve karar verme hızlarıdır. Farklı algılayıcılar ile keşif ve haritalama temelli uygulamalarda da otonom robotlar sıklıkla tercih edilmektedir.

Geçmiş çalışmalar

2003 yılında D. Hahnel ve ark. otonom robotlarda haritalama sırasında dinamik nesnelerin oluşturduğu hatalı ölçümler veya yanlış hizalamalardan kaynaklanan sorunları, olasılıksal bir yöntem olan popüler beklenti maksimizasyonu tabanlı yeni bir yaklaşım sunarak çözmeyi amaçlamışlardır. Haritalamada bölgeyi taramak için lazer tarayıcı kullanmışlardır. Filtreleme işlemi gerçekleştirildikten sonra sistemi eski hatalı görüntülerin tümünden arındırmışlar, iki ve üç boyutlu sağlıklı veriler elde etmişlerdir. (Hahnel, Triebel, Burgard, ve Thrun, 2003).

2006 yılında S. Yavuz duvar izleme davranışına sahip bir otonom robota entegre edilen kızılötesi algılayıcılar ile köşe ve kenar belirleyerek ızgara tabanlı ve topolojik haritalama yöntemlerinin birleşimi olan bir algoritma ile ortam haritası çıkarmıştır. Topolojik haritanın çizge (graph) mantığını ızgara (grid) tabanlı haritalama yöntemi ile birleştirerek iki boyutlu haritalar oluşturmuştur (Yavuz, Amasyalı, Balcılar, Bilgin, Dinç ve Kurt, 2006).

J. Classon yaptığı çalışmada SLAM probleminin çözümü için kullanılan klasik genişletilmiş Kalman filtresi (GKF) ve etkili bir parçacık filtresi modelini incelemiştir. Sigma noktaları olarak adlandırılan deterministik numuneleri bir referans olarak kullanmıştır. Algoritmaları, simetriler ve permütasyonlar modeli ile birlikte test etmiştir. Doğrusallaştırma hatalarının haritayı uzun zaman aralıklarında yanlış hale getirdiği sonucuna ulaşmış ve bu etkileri azaltan yöntemler sunmuştur. Son olarak kokusuz Kalman filtresi (KKF) ve onunla birlikte karekök varyantının kullanılma olasılığını incelemiştir (Classon, 2006).

Ho-Duck Kim ve ark. İdeal şartlardaki bir iç mekânda elektronik pusula ve görüş kamerası kullanarak otonom mobil robot sistemlerinde SLAM probleminin çözümüne bir öneri sunmuşlardır. 2B haritalamada robot navigasyonunun performansını optimize etmeye yönelik yaptıkları çalışmada pusuladan alınan verilerde oluşabilecek hataları GKF kullanarak gidermeye çalışmışlardır (Kim, H. D., Kim, D. W., ve Sim, 2006).

2007 yılında E. Ersöz yaptığı çalışmada lazer mesafe algılayıcılı bir sisteme sahip otonom robot ile Kalman filtresi tabanlı kestirim yöntemlerini kullanmıştır. Doğrusal olmayan sistemlerde daha sağlıklı sonuç veren GKF ve dağılımlı Kalman filtresini (DKF) inceleyerek SLAM problemine çözüm getirmeye çalışmıştır (Ersöz, 2007).

M. Atila, yerelleştirme yöntemi olarak odometri verilerini kullanmıştır. Odometriyi, zaman içindeki pozisyonu değiştirmek için hareketi tespit eden algılayıcılardan gelen verilerin kullanılması olarak tanımlamıştır. Bu yöntemdeki problem zamanla hataların birikmesi ile haritanın gerçek verilerden uzaklaşarak sağlıklı bir sonuç elde edilmesinden kaynaklanmıştır. Markov veya Monte Carlo gibi olasılıksal yöntemler ile birleştirildiğinde odometrinin birikmiş hatalardan arındırılarak gerçeğe yakın bir sonuç üretebildiği sonucuna varmıştır (Atilla, 2007).

2008 yılında B. Çakır yaptığı çalışmada yarı otonom bir haritalama robotuna entegre edilen kamera ile görüntüler elde etmiştir. Görüntüleri, bir masaüstü bilgisayara kablosuz radyo frekans hattı üzerinden aktarmış ve görüntüdeki optik akış vektörlerini kullanarak robotun konumu hesaplamıştır. Görüntü işleme algoritmaları ile köşe bulma işlemi gerçekleştirmiş ve bulunan köşeler ile iki boyutlu ortam haritası çıkarmıştır (Çakır, 2008).

F. Wolf ve S. Sukhatme, çevre aktivitelerinden kaynaklanan hatalı ölçümlere engel olmak ve anlamsal boşlukları gidermek için makine öğrenme tekniklerini standart haritalama yöntemleri ile birleştirmişlerdir. Denetimli öğrenmeyi mekân özelliklerine göre otomatik sınıflandırma yapmak amacıyla kullanmışlardır. Anlamsal hataları Hidden Markov modellerine dayanan ve destek vektör makinelerine (Support Vector Machine - SVM) dayanan iki ayrı yöntem sunarak gidermişlerdir. Her iki yaklaşımı da deneysel olarak gözlemleyip doğrulamışlardır (Wolf ve Sukhatme, 2008).

O. Alp, öznelik tabanlı harita çıkartmak için geliştirilmiş üçgenleme tabanlı birleşim algoritması kullanmıştır. Kullanılan robotun gezinimi sırasında odometri hatalarından kaynaklanan gürültülerin giderilmesinde Kalman filtresi kullanmıştır ve sadece kenar konum tespiti gerçekleştirmiştir (Alp, 2008).

2009 yılında A. Kuleli çalışmasında FastSLAM algoritmasının SLAM problemleri üzerindeki başarısını ölçmek için konum bulma probleminde Monte Carlo Lokalizasyonu, işaretçi nesnelerin konum kestirimi için ise GKF kullanmıştır. 16 metrekaresel bir alanda yapılan testler sonucunda parçacık sayısının artmasına rağmen hata payının sabit kaldığını tespit etmiştir. Konum tahmininde Monte Carlo Lokalizasyonu'nun etkisinin düşük olduğunu sonucuna varmıştır (Kuleli, 2009).

Yunus Ataş, 2010 yılında kör konumlandırma yöntemini kullanarak tek robotlu haritalama gerçekleştirmiştir. Kör konumlandırma yöntemine aletsel ölçüm birimi etkilerini uygulamıştır ve elde ettiği sonuçları parçacık filtresinden geçirmiştir. Ulaştığı sonuçta parçacık filtresinin kör konumlandırma yöntemi ile başarılı çalışamayacağı kanısına varmıştır. Ölçümleri lazer mesafe algılayıcıları ile gerçekleştirmiştir. Sonraki aşamada kör konumlandırma yöntemini çok robotlu haritalama uygulamaları üzerinde test etmiştir ve yöntemin harita üzerinde oluşan gürültüleri etkin bir şekilde ortadan kaldırdığını göstermiştir (Ataş, 2010).

Aynı yıl O. Şencan yaptığı çalışmada dinamik bir ortamın üç boyutlu haritalanmasını amaçlamıştır. Görüntüleri elde edebilmek için profesyonel bir kamera ve lidar tarayıcı kullanmıştır. Ortaya çıkan görüntülerdeki gürültüleri GKF ile gidermeye çalışmıştır (Şencan, 2010).

O. Özışık SLAM problemine çözüm üretebilmek amacıyla GKF metoduyla haritalama yapılmasını önermiştir. İki noktadan doğru çıkarımı metodu ve Hough dönüşümü metodunu ayrı ayrı incelemiş ve bir sonuca varmıştır. İki noktadan doğru çıkarımı metodunun gürültülerden daha fazla etkilendiğini ve yanlış yer işaretçisi oluşturduğunu görmüştür. Gauss metodunun ise gürültülerden daha az etkilendiği aynı zamanda farklı duvarlardan alınan noktaları ayırt edebildiği sonucuna varmıştır (Özışık, 2010).

H. Ankişhan ve M. Efe yaptıkları çalışmada SLAM probleminin çözümüne karekök kokusuz Kalman filtresi ve karekök merkez fark Kalman filtresi adı verdikleri iki yeni yaklaşım sunmuşlardır. Elde ettikleri kestirim sonuçlarının GKF, KKF ve FastSLAM yöntemlerine göre daha düşük kare hataları ve işlem süresine sahip sonuçlar olduğunu görmüşlerdir (Ankişhan ve Murat, 2010).

2011 yılında A. Habibov çalışmasında ERSIM simülasyon platformu üzerinde uygulanan çevrim içi haritalama uygulamasında FastSLAM algoritması uygulamıştır. FastSLAM algoritması parçacık filtresi ve GKF'nin bileşkesinden oluşmaktadır. Otonom robota altı adet kızılötesi mesafe algılayıcı yerleştirmiştir. Kenar takip etme yöntemi kullanarak haritası çıkarılacak ortam içerisinde gezinim sağlamıştır (Habibov, 2011).

R. B. Rusu ve ark. bir robotun önceden nokta bulutu topolojisine dayanan makine öğrenme teknikleriyle öğretilmiş nesnelere kendi lazer tarayıcısı ile elde ettiği iç mekân haritasında sınıflandırma yöntemlerini kullanarak tespit edebilmesini sağlamışlardır. Tespit edilen nesnelere geometrik şekillerle yüzey düzenlemesi gerçekleştirmiştir (Rusu ve Cousins, 2011).

G. Tuna, GKF tabanlı çoklu algılayıcı füzyonu yöntemlerini iki boyutlu SLAM problemlerinin çözümüne uyarlayarak performans ve başarımı arttırmaya yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir. Benzetim ortamları ve saha çalışmaları üzerinde yapılan testlerde önerilen yöntemin başarılı olduğunu ve kullanılabilirliğini doğrulamıştır (Tuna, 2012).

2012 yılında E. Sarıyanidi yaptığı çalışmada lidar tarayıcıdan elde ettiği harita verileri ile profesyonel kamera kullanarak aldığı görselleri birleştirmiştir ve harman görüntüde nirengi noktaları belirlemiştir. Belirlenen nirengi noktalarına özgün bir çevrim kapama yöntemi uygulanmıştır. Bu sayede görünümün öğrenilmesi sağlanmıştır. Görünüm ve öğrenimlerin saptanması fens sınıflandırıcı yöntemiyle gerçekleştirilmiştir. Sarıyanidi, bu yöntemin kullanılabilir en iyi yöntem olduğunu savunmuştur ve yüksek başarımla elde ettiğini göstermiştir (Sarıyanidi, 2012).

C. Ulaş çalışmasında imleç ve hacimsel haritalama yöntemlerini kullanarak veri ilişkilendirme problemlerine farklı bir yaklaşım sunmuştur. Çok katmanlı normal dağılım dönüşümü olarak adlandırılan bir tarama eşleştirme yöntemini, daha büyük miktarlarda veriyi daha hızlı hesaplayabilmek amacıyla önermiştir. Kalman filtrelerinin doğrulanmış bir formu olan bilgi filtrelerinin seyreltilmesi ile oluşan seyrek genişletilmiş bilgi filtresini sunmuştur (Ulaş, 2012).

2014'te P. Çivicioğlu ve ark. sundukları bildiride nokta bulutlarında oluşan gürültüleri yumuşatmak için yine kendi geliştirdikleri koloni arama algoritması tabanlı bir filtre kullanmışlardır. Görüntüleri yüksek çözünürlüklü profesyonel bir fotoğraf makinesi ile elde etmişlerdir. Görüntü işleme teknikleri ile fotoğraf görüntüsünü nokta bulutuna dönüştürmüşlerdir ve koloni arama algoritması ile filtreleyerek hatalı geçişleri yumuşatmayı başarmışlardır (Çivicioğlu, Karkınlı, Keskinoglu, Atasever, Kurban, Beğdok ve Özkan, 2014).

2015 yılında L. Carlone ve ark. yaptıkları çalışmada nokta bulutu tabanlı üç boyutlu SLAM uygulamaları sırasında robotun dönüşünden kaynaklanan pozlama hatalarının giderilmesi için Poz Grafiği Optimizasyonu yöntemini önermişlerdir. En üst düzey soncul poz tahmininden kaynaklanan yakınsak olmayan optimizasyon sonuçlarının çözülmesiyle tahmin edilen yöntemde, Gauss-Newton yöntemi gibi doğrusal olmayan optimizasyon teknikleri ile ilk tahminden yola çıkarak tekrarlı şekilde tahmini iyileştirmişlerdir (Carlone, Tron, Daniilidis, Dellaert, 2015).

Lou, M. ve ark. iç mekân haritalamalarındaki konumlandırma hatalarını gidermek için ultra geniş bant teknolojisine ve Taylor serisi genişletme algoritmasına dayanan bir yöntem olan TDOA hiperbol konumlandırma yönteminin zaman farkını önermişlerdir. Lazer taraması ile elde ettikleri verileri işlemek için çizgi eşleştirme yönteminden faydalanmışlardır. Gerçek ölçümlerle elde ettikleri sonuçlarda sundukları algoritmanın konum hesaplamasının tüm sürecini optimize ettiğini ve daha doğru bir konum verisi verdiğini tespit etmişlerdir (Lou, Yu, Yao ve Zhang, 2016).

2017 yılında Balcılar ve ark. zemindeki beklenmedik kusurlar, otonom aracın yaşadığı hesaplanamayan ani dönüş veya kaymalardan kaynaklanan sistematik ya da sistematik olmayan odometri hatalarının çözümü için R-SLAM adlı özgün bir yaklaşım sunmuşlardır. Bu yaklaşım ile SLAM problemlerine özellik tabanlı ve ızgara tabanlı haritalama yöntemlerinin güçlü yönlerini birleştiren hibrit bir çözüm getirerek otonom aracın poz tahminini iyileştirmişlerdir. Bahsedilen R-SLAM modeli Gauss dağılımının aksine odometri hatalarını parçacık sayısını arttırmadan giderebilmiştir (Balcılar, Yavuz, Amasyalı, Uslu, Çakmak, 2017).

Dubé, R. Ve ark. acil durum arama kurtarma çalışmalarında zamandan kazanç sağlamak amacıyla SegMatch adını verdikleri çevrim içi çoklu robot haritalama yöntemi önermişlerdir. SegMatch tekniği, nokta bulutları kullanılarak ortamı kompakt ve ayırt edici özelliklerle verimli bir şekilde temsil eden bölümlere ayırma temeline dayanan bir yöntemdir. Yaptıkları çalışmada 3B lidar tarayıcı entegre edilmiş birden fazla otonom robot kullanarak birbirine yakın olan belirli bölgeleri aynı anda taramaya başlamışlardır ve robotlardan gelen harita bilgilerini robotların konumlarına göre birleştirerek geniş bir harita oluşturmuşlardır (Dubé, Gawel, Sommer, Nieto, Siegwart ve Cadena, 2017).

Mielle M. ve ark. 2017 yılında bir otonom robot ile iç mekân haritalaması yaparken elde ettikleri mesafe verilerini mekâna ait olan acil durum haritası ile birleştirerek otomatik tamamlama grafiği olarak adlandırdıkları iki boyutlu bir harita çıkarım yöntemi sunmuşlardır. Robotun algılayıcılarından elde edilen ölçüm verilerinin hatalarını veya ortamda oluşabilecek çevresel değişimlerden kaynaklanan hataları %70 oranında düzeltmeyi başarmışlardır. Geliştirdikleri yöntemde topolojik haritalamanın temelini oluşturan çizge mantığını kullanmışlardır ve görüntü işleme yöntemleri ile ortamdaki kenar ve köşeleri netleştirmişlerdir (Mielle, Magnusson, Andreasson, ve Lilienthal, 2017).

Ravankar, A ve ark. ızgara tabanlı ve topolojik haritalama modellerini birleştirerek büyük ölçekli iç mekân haritalamaları için bir yöntem sunmuşlardır. Topolojik düğümlerin kenarlarını poz tahmin grafikleri kullanarak bağlamışlardır. Kapatma hatalarını önlemek için poz durumunu periyodik olarak güncellemişlerdir. Çalışmalarını simülasyon ortamında test etmişlerdir ve başarılı sonuçlar almışlardır. Önerdikleri algoritma küçük ölçeklidir ve düşük seviyeli mikro denetleyicilerle çalıştırılabilmektedir (Ravankar, A. A., Ravankar, A., Emaru ve Kobayashi, 2017).

Shanavas, I ve ark. lidar algılayıcı kullanarak iki boyutlu haritalama yapan bir güvenlik robotu tasarlamışlardır. Robota entegre ettikleri yüksek çözünürlüklü bir kamera ile ortamdaki şüpheli durumları kaydetmişlerdir. Robot ile insan etkileşimini sağlamak amacıyla robota dokunmatik bir ekran yerleştirilmiştir. Mikroişlemci olarak BeagleBone Black ve işletim sistemi olarak da Ubuntu kullanmışlardır. Kullandıkları haritalama yöntemi ise Rao-Blackwell tarafından yeniden tasarlanan parçacık fitresidir. SLAM problemlerine alternatif bir uygulama sunmuşlardır (Shanavas, Ahmed, ve Hussain, 2018)

Li, B. ve ark. çok katlı otoparklarda araçların yön bulmalarını ve otonom olarak park etmelerini sağlayacak bir haritalama sistemi gerçekleştirmişlerdir. Lidar algılayıcı ile elde ettikleri ölçüm hatalarını çok durumlu genişletilmiş Kalman filtresini genelleştirilmiş yinelemeli en yakın nokta algoritması ile birleştirerek yüksek doğruluk elde etmişlerdir. Araçtan araca iletişim olanağı sunulan çalışmada en düşük maliyetli rota belirleme yöntemleri ve engelden sakınma algoritmaları kullanmışlardır (Li, Yang, Xiao, Valde, Wrenn, ve Leflar, 2018).

Geçmiş çalışmalar incelendiğinde algılayıcılardan elde edilen verilerdeki gürültüler, odometri hataları ve pozlama hataları SLAM uygulamalarının temel sorunlarını oluşturmuştur. Elde edilen verilerde hata payının minimum olduğu varsayıldığında bile radyo haberleşmeleri sırasında oluşan hatalardan dolayı haritada gürültüler oluştuğu görülmüştür. Karşılaşılan sorunlara çeşitli çözümler getirilmiştir ancak üzerinde düşünülmesi gereken bir diğer sorun verilerin büyüklüğü sorunudur. Önceki benzetim odaklı SLAM uygulamalarında veri büyüklüğü ve bilgisayar ile robot haberleşmesi sırasında meydana gelen sorunlar genellikle göz ardı edilmiştir. Saha çalışmalarında bu sorunların giderilmesi için çalışmalar yapılmış olsa da ortamın genellikle statik olduğu düşünülmüştür.

Bu tez kapsamında algılayıcı kaynaklı sorunların oluşmasını engellemek için bir lidar mesafe algılayıcı olan Lidar Lite V3 noktasal ölçümler için kullanılmıştır. Her ne kadar düşük hata payına sahip bir algılayıcı olsa da çevresel faktörler ve pil gücü gibi durumlardan dolayı hata payı yükselebilmektedir. Bu soruna, geliştirilen hareketli ortalamalar filtresi tabanlı algoritma ile özgün bir çözüm getirilmiştir. Ortamda bulunan hareketli nesnelere ölçümler sırasında gürültü oluşturmasını engellemek için bir kamera üzerinden sürekli görüntüler alınmış ve hareket tespiti yapılarak haritalama sırasında dinamik yapılardan kaynaklı problemlerin oluşması engellenmiştir. Ortamın farklı perspektiflere sahip üç noktadan ölçümler alınmıştır ve bu sayede tek bir noktadan alınan harita verilerinde oluşabilecek perspektif farklılıklarından kaynaklanan anlamsız görüntüler önüne geçilmiştir. Odometri hataları ve poz sorunlarını engellemek amacıyla otonom robotun tekerleklerine adım sayıcı olarak manyetik döner kodlayıcılar entegre edilmiştir ve bir dijital pusula ile durum verileri elde edilmiştir. Elde edilen veriler senkronize bir biçimde karşılaştırılarak optimum durum tespiti sağlanmıştır. Haritası çıkarılacak ortamın dünya üzerindeki gerçek konumu, otonom robota entegre edilen GPS (Global Positioning System) modül ile tespit edilmiştir. Bu konum verisi, dış mekânda aracın takibinin yapılmasını sağlamıştır ve iç mekândaki olasılıksal konum hesaplamaları ile birleştirilerek kesin konum bilgileri elde edilmiştir. Otonom robotun tüm işlevlerini zorlanmadan gerçekleştirebilmesi, harita ve konum bilgilerinin tamamını saklayabilmesi, dünyanın herhangi bir yerinden kontrol edilebilmesi ve hareket tespitinde kullanılan görüntü işleme algoritmalarının gerçekleştirilebilmesi için Raspberry Pi 3 mikroişlemci olarak tercih edilmiştir. Son olarak elde edilen harita bilgileri masaüstü ortamda Java platformu üzerinde hazırlanan uygulamada üç boyutlu olarak çizdirilmiştir ve robotun konum ve hareket algılama sistemleri aynı uygulama ile anlık olarak izlenebilmiştir.

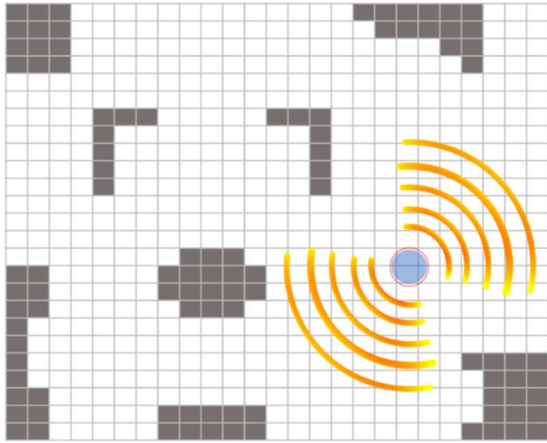
2. EŞ ZAMANLI KONUM BELİRLEME VE HARİTALAMA (SLAM)

2.1 Haritalama

Haritalama işlemi, bir otonom robotun bulunduğu veya gönderildiği ortamın özelliklerini tespit etmesi ve modelini çıkarması şeklinde tanımlanabilir. Haritalama uygulamaları daha çok insan erişiminin zor ve tehlikeli olduğu bölgelerin önceden keşfedilmesi amacıyla yapılmaktadır. Bilinmeyen bir bölgenin keşfedilmesi sırasında robota gönderilen komutlar büyük önem taşımaktadır (Tuna, 2012). Otonom robotun kararsız bir duruma düşmemesi, üreteceği sonucun doğruluğu açısından önemlidir.

Haritalama işlemi ızgara tabanlı, özellik tabanlı ve topolojik olmak üzere üç farklı yöntemle gerçekleştirilebilmektedir (Ersöz, 2007).

Izgara tabanlı haritalamada ortam iki boyutlu hücre adındaki karelere bölünmektedir. Olasılıksal doluluk-boşluk (işgal) bilgileri kullanılarak harita çıkarımı yapılmaktadır. Zor problemlerin çözümünde daha avantajlı olmasına rağmen işlevsel zorluklardan dolayı uygulaması zahmetli bir yöntemdir (Gil, Juliá ve Reinoso, 2015). Şekil 2.1’de ızgara tabanlı haritalama yönteminin temsili bir uygulaması gösterilmektedir.

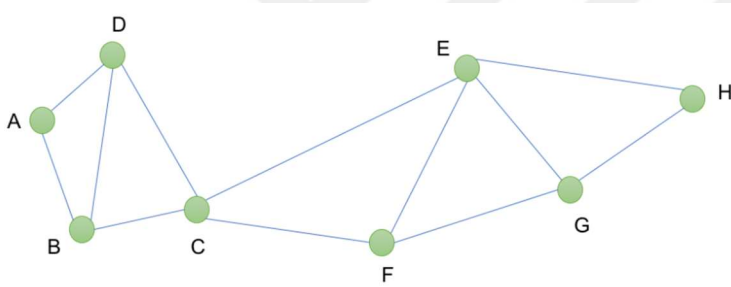


Şekil 2.1. Izgara tabanlı haritalama temsili gösterimi

Izgara tabanlı haritalama genellikle sonar algılayıcılar ile yapılan haritalama çalışmalarında kullanılmaktadır. Sonar algılayıcılardan alınan verilerin genellikle Bayes olasılık teoremi kullanılarak işlenmesi sonucu ızgara tabanlı harita oluşturulmaktadır veya

güncellenmektedir. Mesafe algılayıcılardan elde edilen uzaklık verileri ile ortamdaki engeller iki boyutlu ızgara modelinde olasılıksal doluluk-boşluk (işgal) bilgisi olarak gösterilmektedir. İşgal bilgisi pozitif olan hücelere göre otonom robotlar engellere çarpmadan ortam içerisinde serbestçe hareket edebilmektedir (Jo, H., Cho, Jo, S., ve Kim, 2018).

Topolojik haritalama yöntemi çizge (graph) mantığı kullanılarak basit düğüm ve kenarlardan oluşan haritalar tasarlanmasını sağlamaktadır (Fernández, Payá, Reinoso, ve Jimenez, 2014). Topolojik haritalama, kısıtlı bilgi kaynağı veya kısıtlı algılayıcılara sahip sistemler için hızlı bir haritalama yöntemidir (Ramaithitima, Whitzer, Bhattacharya ve Kumar, 2016). Uygulaması kolay bir yöntem olmasına rağmen görüntülerin anlamlı nesnelere dönüştürülebilmesi için geometrik bağlantılar gerekmektedir. Şekil 2.2’de topolojik haritalama yönteminin temsili bir uygulaması gösterilmektedir.



Şekil 2.2. Topolojik haritalama temsili gösterimi

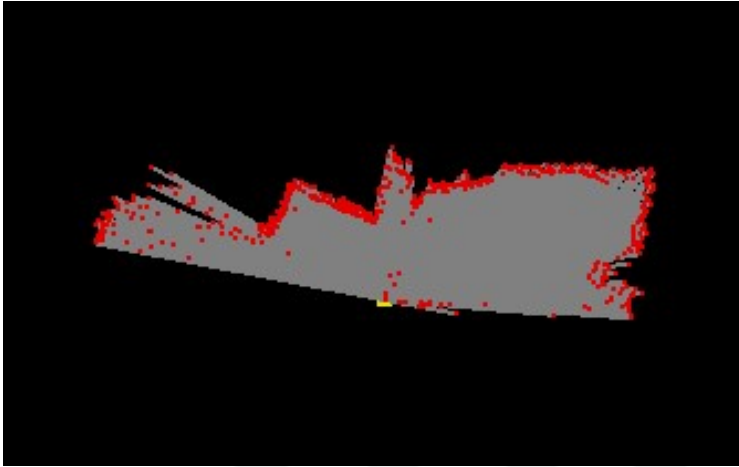
Topolojik haritalamalarda iki farklı yöntem kullanılmıştır. Birincisi ortamdaki odaların düğüm, koridorlar ve yolların ise kenar olarak belirtilmesi sonucu oluşan basit haritalama yöntemidir. İkincisi ise ortamdaki nesnelere geometrik biçimlerinin oluşturulacak haritaya net olarak aktarılmasını amaçlayan; nesne köşelerinin düğümlerle ifade edildiği yöntemdir. İkinci yöntemde nesnelere birbirlerinden bağımsız olmalarına rağmen en az bir düğümün diğer nesnelere veya engellere bağlantılı olması sorunu ortaya çıkmaktadır. Bu sorun genel görünümde göz ardı edilmektedir.

Özellik tabanlı haritalama yöntemi ise algılayıcılardan elde edilen uzaklık bilgilerine dayanarak geometrik şekillerin üretilmesini sağlamaktadır (Resim 2.1). Nokta bulutu tabanlı haritalamalarda özellik tabanlı harita yöntemi kullanılmaktadır.

Özellik tabanlı haritalama sistemleri iki aşamada gerçekleşmektedir. Bunlar:

- Algılayıcı verilerinin haritaya eklenmesi,
- Otonom robotun konumuna bağlı olarak elde edilen verilerin özellikleri temel alınarak ortam modeli üzerinde robot konumunun güncellenmesidir.

Belirtilen aşamalar sonucunda otonom robotun algıladığı engeller ve kendi konumunun tahminleri kesin olmayan kestirimlerdir.



Resim 2.1. Özellik tabanlı haritalama temsili gösterimi

Geçmişte yapılan çalışmalarda özellik tabanlı haritalama yöntemlerinde genellikle kestirim sonuçlarının doğruluğunu arttırmak amacıyla Kalman filtresi ve GKF gibi türevleri kullanılmıştır.

Haritalama işleminin gerçekleştirilmesinde kullanılan en önemli materyal, çevreyi taramak için kullanılan mesafe algılayıcılar, tarayıcılar veya kameralardır. Robota entegre edilen algılayıcılar ölçümleri her zaman kusursuz yapamamaktadır. Bunun nedeni çevredeki ışık ve ses yoğunluğu, maddesel değişimler ve uygun olmayan sıcaklık koşullarıdır.

Haritalamada kullanılan mesafe algılayıcılar temel olarak kızılötesi, sonar ve lazer mesafe algılayıcılar şeklinde sıralanabilir. Kızılötesi mesafe algılayıcılar ışığın yansıma açısını kontrol ederek uzaklık hesabı yapmaktadır. Gönderilen kızılötesi ışığın geri dönüşte yaptığı açı cismin uzaklığı hakkında bilgi sahibi olunmasını sağlamaktadır (Zhao, Wu ve Sun, 2014). Sonar mesafe algılayıcılar bir titreşim motoru ve yankı algılayıcının birleşiminden meydana gelmektedir. Titreşim motoru tarafından üretilen ses dalgalarının bir nesneye çarpıp geri dönmesinin yankı algılayıcı tarafından tespit edilmesi arasında geçen süre mesafe

cinsine dönüştürülmektedir. Lazer mesafe algılayıcılar ışık hızında işlem yapmaktadır, kızılötesi ve sonar algılayıcılar ile kıyaslandığında ise daha hızlı sonuçlar ürettiği görülmektedir. Işığın bir nesneden yansması sırasında geçen zamanın mesafe cinsine dönüştürülmesi ile ölçüm yapmaktadır.

Haritalama noktasal veya çizgisel ölçümler kullanılarak yapılabilmektedir. Mesafe algılayıcılar ile yapılan ölçümler noktasal, tarayıcılar ile yapılan ölçümler ise çizgisel haritalama yapılmasına olanak sağlamaktadır. Noktasal ölçümler ile oluşturulan haritalamalar nokta bulutu tabanlı harita olarak adlandırılmaktadır. Nokta bulutu, üç boyutlu haritalama sistemlerinde sıklıkla tercih edilmektedir (Carlone, 2015; Droeschel, Schwarz ve Behnke, 2017). Noktasal ölçümler yapıldığı sırada algılayıcı kaynaklı ya da ortam kaynaklı ölçüm hataları, sonuçların doğruluk yüzdesini düşürmektedir. Hatalı ölçümler, oluşturulan nokta bulutunda sağlıklı görüntüler oluşmasına neden olmaktadır. Bu tarz hatalı görüntüler gürültü olarak adlandırılmaktadır.

Gürültüler, ortam içerisindeki nesnelerin ve şekillerin oluşturulan harita üzerinde net bir görüntüye sahip olmasını engellemektedir. Bu nedenle nokta bulutunun ya gürültülerden arındırılması gerekmektedir ya da gürültü oluşumunun önüne geçilmelidir. Algılayıcılar ile yapılan ölçümler sırasında, gürültü oluşumunun önüne geçilebilmesi için farklı yöntemler kullanılabilir. Örneğin sıcaklık dengesinin sağlanması, ortamın ses ve ışık kirliliğinden izole edilmesi veya algılayıcılardan elde edilen ölçümlere filtreleme algoritmalarının uygulanması bilindik yöntemlerden bazılarıdır. Sıcaklık dengesinin sağlanması ve ortamın izole edilmesi hem yüksek maliyetli olmaları hem de gizliliği tehlikeye atmaları nedeniyle kullanılabilirliği düşük olan uygulamalardır. Filtreleme algoritmaları ise haritalama uygulamalarında en çok kullanılan gürültü giderme yöntemidir. Geçmişten günümüze algılayıcılardan kaynaklanan ölçüm hatalarının giderilebilmesi için çeşitli algoritmalar geliştirilmiştir. Bunlardan bazıları Kalman filtresi, GKF, parçacık filtresi, tarama eşleştirme yöntemi ve popüler beklenti maksimizasyonudur (Habibov, 2011).

2.2 Konum Belirleme

Bir otonom robot haritalama işlemini başarıyla gerçekleştirebilmek için bırakıldığı ortamdaki konumunu da tahmin edebilmelidir. Konum bilgisi önceden verilmemiş ise görev sırasında konumunu bulması gerekmektedir. Konum bilgisi küresel ve yersel olmak üzere

iki kategoride incelenebilir. Her iki kategori de farklı yöntemlerle elde edilebilmektedir. Küresel konum bilgisi bir varlığın dünya üzerindeki ikili koordinat verileri ile gösterilmektedir. Dış ortamlarda GPS kullanımı oldukça yaygındır. Ancak kapalı ortamlarda bu yöntem yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle yersel konumlandırma işlemleri gerçekleştirilmektedir. Kapalı ortamlarda robota entegre edilen, hareket takibi sağlayan materyallerden faydalanılmaktadır. Kodlayıcı doğru akım motorları, adım motorları, dijital pusulalar ve gyro algılayıcılar robot hareketlerinin tespit edilmesinde kullanılabilir. Bir otonom robotun içinde bulunduğu ortamın haritasını çıkarırken aynı zamanda kendi konumunu da belirleyebilmesi sorunu literatürde Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama (Simultaneous Localization and Mapping - SLAM) problemi olarak bilinmektedir.

2.3 Genel SLAM Sorunları

Bir haritalama işlemi sırasında robotun durumu hakkında sahip olunan bilgi, kullanılacak materyallerin veya matematiksel ifadelerin başarılı sonuçlar üretebilmesi için büyük önem taşımaktadır. Durum değişkeni; robotun pozunu, hızını, algılayıcıların düzgün çalışıp çalışmadığı gibi bilgileri de içermektedir. Haritalama problemlerine özgün sorunlar bazı durumlara dayanmaktadır. Bunlar:

- Robot Pozu: Otonom robotların poz bilgisi genellikle iki konum koordinatı ve açısal yön olmak üzere üç değişken ile elde edilmektedir. Robotun poz durumu kinematik durum olarak adlandırılmaktadır.
- Robotun Hızı: Hareket halindeki bir otonom robot, her poz durumuna göre altı adete kadar hız değişkeni ile karakterize edilmektedir. Hız durumu, dinamik durum olarak adlandırılmaktadır.
- Ortamdaki Hareketlilik: Robot çoğu zaman ortamdaki tek hareketli nesne değildir. Ortamda bulunan diğer nesnelere de kinematik ve dinamik durumlarına sahip olabilmektedirler.
- Diğer Durum Değişkenleri: Hesapta olmayan başka durum değişkenleri de görülebilmektedir. Örneğin, algılayıcılardaki bozulmalar, pil gücü durumu, sıcaklık şartları gibi durum değişkenleri de haritalama sırasında sorunlar oluşmasına neden olmaktadır.

Belirtilen durumlardan kaynaklanan sorunlara bazı matematiksel yöntemlerle çözümler getirilmiştir. Matematiksel olarak bir x durumunun t zamanına dayalı değişimi x_t şeklinde gösterilmektedir.

Başlangıç durumundan sonraki durumlar rastsal olabilmektedir. x_t durumundan önceki değişkenler t anındaki duruma etki etmediği sürece gelecekteki durumların rastsal evrimi gelişmektedir. Bu koşulların sağlanması sonucunda Markov zincirleri oluşmaktadır (Thrun, 2000).

Robotik uygulamalarının çoğunda olduğu gibi haritalamada da durumlar bir devamlılık üzerinde tanımlanmaktadır.

2.3.1 Ortam Etkileşimi

Bir otonom robotun çevresi ile kurduğu iletişime ortam etkileşimi adı verilmektedir. İki temel etkileşim türü bulunmaktadır:

- Robotun, eyleyicileri aracılığıyla ortamdaki durumunu değiştirmesi (Hareket)
- Robotun, algılayıcıları aracılığıyla durum hakkında bilgi toplaması (Algı).

İki etkileşim türünün birlikte kullanılması sonucu senkronizasyon sorunları ortaya çıkmaktadır. Senkronizasyon sorunları dört ana başlıkta incelenebilmektedir:

- Algılayıcı Ölçümleri: Robot herhangi bir bilgiyi edinmek için algılayıcılarını kullandığında elde edilen veri z ile gösterilmektedir. Durum gösteriminde olduğu gibi algılayıcı verilerinde de sürekli bir ölçüm işlemi yapılmaktadır. Zamana bağlı algılayıcı ölçümleri z_t ile temsil edilmektedir.
- Kontrol Eylemleri: Hareket eylemleri ve nesnelerin manipülasyonu kontrol eylemlerini oluşturmaktadır. Robot ortamda hareket etmese bile durum genellikle değişmektedir. Pratikte robot, sürekli olarak hareket ve algı kontrollerini gerçekleştirmektedir ve ölçümler eşzamanlı yapılmaktadır.
- Ölçüm Verileri: Kamera görüntüleri, alan taramaları gibi veriler ortamın anlık durumu hakkında bilgi sahibi olunmasını sağlayan ölçüm verilerini oluşturmaktadır.
- Kontrol Verileri: Ortamdaki durum değişikliği hakkında bilgi saklamaktadır. Otonom robotlarda, robotun hızı tipik bir kontrol verisi örneğidir.

Kontrol verisi kaynaklarından biri odometrelerdir. Odometreler, bir robotun adım sayıcıları olarak tanımlanabilir. Tekerleklerin devrimini ölçmektedir. Odometreden elde edilen veriler odometri olarak adlandırılmaktadır. Kontrol verilerinden biri olan odometri, SLAM problemlerinde önemli bir rol oynamaktadır. Matematiksel ifadelerde zamana bağlı kontrol verileri u_t ile gösterilmektedir. u_t , $(t - 1; t]$ zaman aralığındaki değişime karşılık gelmektedir (Thrun, Burgard, Fox, 2000).

2.3.2 Haberleşme Sırasında Oluşan Sorunlar

Otonom robot üzerindeki algılayıcılardan toplanan veriler işlenmek üzere bir bilgisayara aktarılmaktadır. Bunun nedeni filtrelemeler, matematiksel hesaplamalar veya haritanın çizdirilmesi işlemlerinin robotlarda kullanılan mikroişlemcilerin kapasitelerini aşmasıdır. Aktarım genellikle kablosuz haberleşme yöntemleriyle gerçekleştirilmektedir. Aktarım işlemleri bazı standartlara bağlı olan kablosuz iletişim cihazları ile yapılmaktadır.

Kablosuz Haberleşme Yöntemleri

Kablosuz haberleşme, herhangi bir kablo kullanılmadan veri aktarımının gerçekleştirilmesini sağlamaktadır. Kablosuz haberleşme, genellikle radyo dalgaları ile gerçekleştirilmektedir. Radyo dalgalarının yanı sıra ışık ile veri aktarımı yapan kızılötesi gibi teknolojiler de kullanılmaktadır.

Kablosuz haberleşme teknolojisi, GPS, Bluetooth, Wi-Fi, NFC gibi çeşitli alanlarda kullanılmaktadır. Her bir kablosuz haberleşme cihazı, bazı haberleşme protokollerine bağlı olarak çalışmaktadır. Genellikle her cihaz farklı bir protokol kullanmaktadır.

Kablosuz haberleşme teknolojilerinde genellikle Elektrik ve Elektronik Mühendisleri Enstitüsü (IEEE - Institute of Electrical and Electronics Engineers) tarafından belirlenen standart protokoller kullanılmaktadır. IEEE, veri bağlantı katmanını LLC (Logical Link Control) mantıksal bağlantı kontrolü ve MAC ortam/medya kontrolü olmak üzere iki alt katmana bölmektedir. IEEE tarafından belirlenen bazı standartlar ve kullanım alanları Çizelge 2.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 2.1 IEEE Standartları

IEEE Protokolü	Kullanım Alanları
IEEE 802.1	Ağ yönetimi
IEEE 802.2	LLC seviyesi işlemleri
IEEE 802.3	Ethernet Protokolü MAC işlemleri
IEEE 802.6	MAN işlemleri
IEEE 802.11	Wi-Fi
IEEE 802.16	WiMAX
IEEE 802.15.1	Bluetooth
IEEE 802.15.4	Zigbee

Bluetooth

Bluetooth teknolojisi, kısa mesafelerde veri aktarımı yapmakta kullanışlı bir teknolojidir. Ericsson şirketi tarafından 1994 yılında RS-323 kablolu bağlantısına alternatif olarak kablosuz veri aktarımı sağlamak amacıyla Bluetooth tasarlanmıştır. Seri haberleşme, dosya aktarımı, ses aktarımı ve sanal COM portu uygulamalarında kullanılabilir. 2,4 GHz frekans bandında çalışmaktadır. Bluetooth teknolojisi dört sürümden oluşmaktadır. Sürümler geliştirildikçe veri aktarım hızı da artırılmıştır. Bluetooth sürümleri ve sürümlere göre veri aktarım hızları Çizelge 2.2’de gösterilmiştir.

Çizelge 2.2 Bluetooth Sürümleri ve Hızları

Bluetooth Sürümü	Veri Aktarım Hızı
Bluetooth v1.2	1 Mbps
Bluetooth v2.0+EDR	3 Mbps
Bluetooth v3.0+HS	24 Mbps
Bluetooth v4.0	24 Mbps

Bluetooth, 10-100 metre arasında cihazların haberleşmesine olanak tanımaktadır ve IEEE tarafından belirlenen IEEE 802.15.1 standardını kullanmaktadır. Bluetooth teknolojisi taşınabilir cihazlarda güç sorunlarına neden olmaktadır. Bu nedenle Bluetooth v4.0 ile birlikte düşük güç tüketimi için Bluetooth Low Energy protokolü kullanılmaktadır (Selvakumar ve Liscidini, 2015).

Wi-Fi

Wi-Fi, kablosuz bağlantı alanı olarak adlandırılan, cihazların kablosuz olarak bağlantı kurabilmesini sağlayan teknolojidir. Wireless (Kablosuz) ve Fidelity (Bağlılık)

kelimelerinin kısaltmalarının birleşimi ile oluşmuştur. 2,4 ve 5 GHz frekanslarında çalışmaktadır (Ndih, Cherkaoui ve Dayoub, 2015). Ağda bir veya birden fazla baz istasyonu bulunması durumunda bu tarz yapılar alt yapılı mod (infrastructure) olarak adlandırılmaktadır. Alt yapılı modlarda ağ servisleri baz istasyonları tarafından karşılanmaktadır. Ağda baz istasyonu yoksa bu tarz yapılar alt yapısız ya da düzensiz (ad hoc) mod olarak adlandırılmaktadır. Düzensiz modda ise yönlendirme ve adres atama gibi hizmetler hostlar tarafından sağlanmaktadır.

Wi-Fi bağlantılarında kullanılan IEEE 802.11 standartlarının en yaygın kullanılanları 802.11b, 802.11g, 802.11n ve 802.11ac'dir.

- 802.11b ve 802.11g, 2,4 GHz frekans bandını kullanan standartlardır. En yüksek veri aktarım hızı 802.11b'de 11 Mbps, 802.11g'de ise 54 Mbps'dir.
- 802.11n standardı ise hem 2,4 GHz hem de 5 GHz frekans bandında çalışabilmektedir. Burada ulaşılabilecek en yüksek hız 150 Mbps'dir.
- 802.11ac standardında ise en yüksek hız 780 Mbps'dir. 5 GHz frekans bandında çalışmaktadır.

XBee

XBee haberleşmesi, IEEE 802.15.4 standardını kullanan bir haberleşme protokolü olan ZigBee protokolüne bağlıdır. 100 metreye kadar kapsama alanı bulunmaktadır. 2,4 GHz frekans bandında çalışmaktadır ve noktadan noktaya veya noktadan çok noktaya şeklinde haberleşme yapılmaktadır. XBee bağlantılarında yıldız, ağ ve ağaç topolojileri kullanılmaktadır.

Haberleşme Sorunu

Kablosuz haberleşme sırasında en önemli sorun gizli uç (hidden terminal) olarak adlandırılan cihazların birbirinden haberi olmama sorunudur. Haberleşmeleri beklenen birden fazla cihaz, birbirlerinin kapsama alanı dışında olabilmektedir. Bu nedenle bağlantı kopmaları sırasında da işlemlerin devam etmesi ve bağlantı tekrar sağlandığında yapılan işlemlerin görüntülenebilmesi gerekmektedir (Akimoto, Kameda ve Suematsu, 2018).

Haberleşme sırasında oluşan mesafe değişimine bağlı sinyal zayıflamaları paket kayıplarına neden olmaktadır. Paket kayıpları, noktaların eksik çizdirilmeleri ve robot hareketlerinin tespit edilememesi gibi sorunlar oluşturmaktadır.

Bu tez kapsamında Wi-Fi kablosuz haberleşme yöntemi kullanılarak otonom robot ile bilgisayar haberleşmesi gerçekleştirilmiştir. Bahsedilen sorunların çözümü sunucu tabanlı bir veri tabanı uygulaması ile çözülmüştür. Otonom robot ile bağlantı kurulduğu her an veri aktarımı sağlanabilmektedir.

2.4 Olasılıksal Üretken Yasalar

Durum ve ölçümler olasılıksal yasalarla evrimleşmektedir. Genel olarak durumlar x_t zamanında rastsal olarak üretilmektedir. Bu nedenle x_t 'nin üretildiği olasılık dağılımı belirlenmektedir. x_t 'nin $t = 0$ anındaki durumu tüm geçmiş ölçümlere, kontrollere ve durumlara göre koşullandırılmaktadır. Eşitlik 2.1'deki formun olasılık dağılımı robot durumunun evrimini niteleyen olasılıksal yasayı ortaya çıkarmaktadır.

$$p(x_t | x_{0:t-1}, z_{1:t-1}, u_{1:t}) \quad (2.1)$$

Eğer x durumu tamamlanmış bir durumsa, önceki zamanlarda gerçekleşen tüm olayların özeti sayılmaktadır. Benzer şekilde ölçüm sürecinin modellenmesi için aynı koşullarda bir şartlı bağımsızlık denklemi (Eş. 2.2) tanımlanmaktadır.

$$p(x_t | x_{0:t-1}, z_{1:t-1}, u_{1:t}) = p(z_t | x_t) \quad (2.2)$$

$p(x)$ dağılımı, y verileri dahil edilmeden önceki x değişkeni ile ilgili sahip olunan bilgilerin bir özeti. $p(x | y)$ koşullu olasılığı, x üzerinde posterior olasılık dağılımı olarak tanımlanmaktadır. Bayes kuralı, $p(x | y)$ dağılımının önceki $p(x)$ olasılığı ile birlikte uygun $p(y | x)$ ters koşullu olasılık yöntemini sağlamaktadır (Thrun, 2000: 20-23).

2.4.1 Bayes Filtresi

Robot inançlarının hesaplanması için en temel algoritma Bayes filtreleme algoritmasıdır. Bayes algoritması inanç dağılımının ölçüm ve kontrol verilerine dayanarak hesaplanmasını

sağlamaktadır. Bayes filtre algoritmasının doğruluğu tümevarım ile gösterilmektedir. Doğruluk, başlangıç inanç değeri olan $bel(x_0)$ 'ı, $t = 0$ zamanında tümevarım yoluyla takip edilmektedir. Eşitlik 2.3, inanç değerinin zamana bağlı değişiminin tespit edilmesinde kullanılan matematiksel formülü göstermektedir.

$$\overline{bel}(x_t) = \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (2.3)$$

Özetle Bayes algoritması, t zamanına kadar ölçüm ve kontrol verilerinde koşullandırılan x_t durumu üzerinden posterior hesabı yapmaktadır. Bayes algoritması $bel(x_0)$ ilk inancı, $P(z_t | x_t)$ ölçüm olasılığı ve $P(x_t | u_t, x_{t-1})$ geçiş olasılığı olmak üzere üç olasılık dağılımına ihtiyaç duymaktadır.

2.4.2 Markov Varsayımı

Markov varsayımı mevcut x_t durumunun bilinmesi halinde sonradan oluşacak olan ve önceden oluşan durumların bağımsız olduğunu varsaymaktadır. Robotlarda haritalama uygulamalarında konum buldurma işlemi gerçekleştirilirken sabit bir robotun x_t pozunu tahmin etmek için Bayes filtreleri kullanılmaktadır ancak sistematik tepkilere sahip olan hareketli robotlar için Markov varsayımı daha etkili olmaktadır (Hunter, 2018).

2.4.3 Gauss Filtreleri

Gauss filtreleri, sürekli zaman aralığında Bayes filtresinin izlenebilir uygulamalarını oluşturmaktadır. Tüm Gauss teknikleri inançların çok değişkenli normal dağılımlarla temsil edildiği fikrine dayanmaktadır (Fabresse, Caballero, Maza ve Ollero, 2018). Eşitlik 2.4'te çok değişkenli normal dağılımın Gauss tabanlı bir tanımı gösterilmektedir.

$$p(x) = \det(2\pi\Sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right\} \quad (2.4)$$

Eşitlik 2.4'te Σ değişkeni sistemin kovaryansını ve μ değişkeni sistemin ortalamasını temsil etmektedir. Kovaryans, simetrik ve pozitif değerlerden oluşan karesel bir matristir. Bu

nedenle kovaryans matrisindeki eleman sayısı, durum vektöründeki elemanların sayısının dört katına eşittir.

Gauss posterioru, tek modelli olduğundan tek bir maksimum değere sahiptir. Bu tarz bir posterior, robotik uygulamalarda izleme problemlerinde küçük bir belirsizlik payı ile gerçek duruma yaklaşır.

2.5 SLAM Problemlerinde Kullanılan Filtreleme Yöntemleri

2.5.1 Kalman Filtresi

Kalman filtresi, Rudolph Emil Kalman tarafından ayrık verilerin doğrusal filtreleme problemine yeni bir istatistiksel bakış açısı getirilmesiyle ortaya çıkmıştır. Hatalı veya gürültülü veri setinden dinamik durum kestirimi yapan özyinelemeli bir filtredir (Açıkel, 2018b).

Kalman filtresi, durum-uzay modeline dayanan dinamik sistemlerde modelin önceki giriş çıkış bilgilerinden sistemin durumu hakkında kestirimler yapılmasını sağlamaktadır. Genellikle sinyal işleme uygulamalarında ve algılayıcı verilerinin iyileştirilmesinde kullanılmaktadır. Eş zamanlı konum belirleme ve haritalama çalışmaları da dâhil olmak üzere birçok çalışmada Kalman filtresi kullanılmaktadır. Kalman filtresi ortalama kestirim hatasının karesini minimize etmeye yönelik bir mantığına sahiptir.

İlk varsayım hedef dinamiğinin ayrık Markov sürecidir. $X(t_k)$ n boyutlu durum vektörünü; F , $n \times n$ boyutundaki durum geçiş matrisini; G , $n \times 1$ boyutundaki bozulma etkisini gösteren matrisi; $w(t_k)$, bilinmeyen sıfır ortalamalı beyaz Gauss dağılımlı süreç gürültüsünü; Q , süreç gürültüsünün tahmini kovaryansını ve t_k , örnekleme zamanını temsil etmek üzere Markov süreci Eşitlik 2.5 ve 2.6'daki gibi tanımlanmaktadır.

$$X(t_{k-1}) = Fx(t_k) + Gw(t_k) \quad (2.5)$$

$$E[w(t_k)w^T(t_k)] = Q(t_k) \quad (2.6)$$

Diğer bir varsayım ise m boyutlu ölçüm matrisi olan $Z(t_k)$; $m \times n$ boyutlu ölçüm matrisi olan H , ortalaması sıfır olan Gauss dağılımlı ölçüm gürültüsünü temsil eden $v(t_k)$ ve ölçüm gürültüsünün kovaryans değeri olan R değişkenlerine bağlı olarak Eşitlik 2.7 ve 2.8'deki gibi tanımlanmaktadır.

$$Z(t_k) = HX(t_k) + v(t_k) \quad (2.7)$$

$$E[v(t_k)v^T(t_k)] = R(t_k) \quad (2.8)$$

Hedef dinamikleri ve ölçüm modellerine bağlı olarak Kalman filtresinin bağıntıları oluşturulmuştur. Hedef durum vektörü, dönüş oranı, ivme, hız ve konum gibi parametreleri kapsamaktadır. Durum tahminini hesaplamak için kullanılan bağıntı Eşitlik 2.9'da ve yenileme hesabını yapmak için türetilen bağıntı Eşitlik 2.10'da tanımlanmıştır. Eşitlik 2.11'de ise durum hatasının kovaryans değerinin nasıl elde edildiği gösterilmiştir.

$$X(t_{k+1} | t_k) = FX(t_k | t_k) \quad (2.9)$$

$$inn(t_{k+1}) = Z(t_{k+1}) - HX(t_{k+1} | t_k) \quad (2.10)$$

$$P(t_{k+1} | t_k) = FP(t_k | t_k)F^T + GQG^T \quad (2.11)$$

Durum hatasının kovaryans hesabının yapıldığı denklemden yenileme kovaryansı yapabilmek için Eşitlik 2.12 geliştirilmiştir. Eşitlik 2.13'te $K(t_{k+1})$ filtre kazancı değerini hesaplamada kullanılan bağıntı gösterilmiştir.

$$S(t_{k+1}) = HP(t_{k+1} | t_k)H^T + R \quad (2.12)$$

$$K(t_{k+1}) = P(t_{k+1} | t_k)H^T S(t_{k+1})^{-1} \quad (2.13)$$

Son olarak kestirim hesapları yapılmaktadır. Kovaryans kestirimi Eşitlik 2.14'te gösterilmiştir. Kalman filtresinin ana denklemi olan durum kestirimi bağıntısı ise Eşitlik 2.15'te tanımlanmıştır.

$$P(t_{k+1} | t_{k+1}) = [I - K(t_{k+1})H]P(t_{k+1} | t_k) \quad (2.14)$$

$$X(t_{k+1} | t_{k+1}) = X(t_{k+1} | t_k) + K(t_{k+1}) inn(t_{k+1}) \quad (2.15)$$

Eşitlik 2.14 ve 2.15'te belirtilen $P(t_{k+1} | t_k)$ ve $X(t_{k+1} | t_k)$ ifadeleri, t_k anındaki kovaryans ve durum değerleri kullanılarak bir sonraki kovaryans ve durum değerleri olan $P(t_{k+1} | t_{k+1})$ ve $X(t_{k+1} | t_{k+1})$ ifadelerinin elde edilmesini sağlamaktadır (Lana, 2001).

2.5.2 Genişletilmiş Kalman Filtresi

Kalman filtresi doğrusal modellerde sistem kestirimi ve veri iyileştirmesi için ideal bir filtreleme yöntemi olmasına rağmen doğrusal olmayan sistemlerde yetersiz kalmaktadır. GKF doğrusal olmayan sistemlerde Kalman filtresi yerine tercih edilmektedir (Wen, Chen, Ma, Lam ve Hua, 2015; Li, Yang, Wang C. ve Wang B., 2018). Kalman filtresi formüllerinde doğrusallaştırma sürecine dayanan değişiklikler yapılarak ortaya atılmıştır (Zhang, Wu, Song, Huang ve Dissanayake, 2017; Luo ve Qin, 2018). Hareket güncellemesi ve algı güncellemesi olmak üzere iki aşamaya sahip bir algoritmadır. Hareket güncellemesi aşamasında Gauss dağılımının ortalama ve kovaryans değerlerinin güncellenmesi gerçekleştirilmektedir. Algı güncellemesi aşamasında ise son ölçülen durumun daha önce görülen durumlardan biri olup olmadığı kontrol edilmektedir.

GKF'nin oluşumu bir önceki durumun f ve h doğrusallaştırmaları yapılarak gerçekleştirilmiştir. Eşitlik 2.16 ve Eşitlik 2.17'de sırasıyla f ve h dönüşümleri gösterilmiştir.

$$\hat{x}_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1}) \quad (2.16)$$

$$z_k = h(x_k, u_k) \quad (2.17)$$

Kalman filtresinde f ve h dönüşümlerinin doğrusallaştırılması, filtrenin doğrusal olmayan sistemlerde kullanılabilmesini sağlamaktadır. Doğrusal olmayan dönüşümler sonucunda Gauss olasılık yoğunluk işlevi, Gauss özelliği gösterememektedir. Bu sorunu gidermek için f ve h dönüşümlerine Taylor zinciri uygulanmaktadır. Eşitlik 2.18 ve Eşitlik 2.19 f ve h dönüşümlerine Taylor zincirinin uygulanması sonucu oluşan bağıntıları göstermektedir.

$$A_k = \frac{\partial f(x_{k-1})}{\partial x} \Big|_{x_{k-1}=x_{k-1}^{nom}} \quad (2.18)$$

$$H_k = \frac{\partial h(x_k)}{\partial x} \Big|_{x_k=x_k^{nom}} \quad (2.19)$$

Eşitlik 2.18 ve Eşitlik 2.19’da elde edilen bağıntılar Jacobian matrisleri olarak adlandırılmaktadır. Jacobian matrisleri, her yeni durum kestiriminde çevrim içi olarak yeniden hesaplanmaktadır. Sonuç olarak Kalman filtresinde kullanılan Kalman kazancının hesaplanmasında kullanılan kovaryans matrisi GKF’nin bir sonraki durum belirsizliğinin hesaplanması sonucu oluşan S_k parametresidir (Alp, 2008). S_k parametresinin hesaplanması için kullanılan bağıntı Eşitlik 2.20’de gösterilmiştir.

$$S_k = H_k P_k^- H_k^T + R_k \quad (2.20)$$

2.5.3 Parçacık Filtresi ve FastSLAM

Parçacık filtrelerinin mantığı olasılık dağılımının ayırık parçacık seti olarak gösterilmesine dayanmaktadır. Güncelleme adımında uygulanan kontrol ile birlikte hareket modeli girdi olarak verilmektedir. Bu sayede yeni bir parçacık dağılımı gerçekleştirilmektedir. Yaratılan her parçacığın ölçüm tahmini gerçek ölçüm verisi ile karşılaştırılmaktadır ve eşleşen parçacıklara ağırlık verilmektedir. Örnekleme adımı sırasında önceden yaratılan rastgele parçacıklar ağırlıklarına göre yeniden düzenlenmektedir (Wang, Zhang, Liu, Dong ve Xu, 2017).

FastSLAM, parçacık filtrelerini kullanarak SLAM problemlerini çözmeye yönelik kullanılan yaklaşımdır. FastSLAM yönteminde otonom robotun posterioru Rao-Blackwell tarafından yeniden düzenlenen parçacık filtresi bağıntısı kullanılarak çözülmüştür. Yer işaretçilerinin kestirimi karesel bir GKF matrisi ile gösterilmektedir. Parçacıklar birbirlerinden bağımsızdır. FastSLAM yöntemi, robotun poz durumu ile haritayı oluşturan özelliklerin ayrışmasını sağlamaktadır. Eşitlik 2.21, FastSLAM algoritmasının denklemini göstermektedir. Belirtilen l değişkeni ortamın haritasını temsil etmektedir (Havangi, Taghirad Nekoui ve Teshnehlab, 2014; He, B., Ying, Zhang, Feng, Yan, Nian ve Shen, 2015; Liu, Duan ve Shi, 2016).

$$p(x_{1:t}, l_{1:m} | z_{1:t}, u_{0:t-1}) = p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t-1}) \cdot p(l_{1:m} | x_{1:t}, z_{1:t}) \quad (2.21)$$

Eşitlik 2.21'e durumsal olarak bağımsız yer işaretçisi ve konumlandırma problemi pozisyonları eklenerek Eşitlik 2.22 elde edilmektedir.

$$\begin{aligned} p(x_{1:t}, l_{1:m} | z_{1:t}, u_{0:t-1}) &= p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t-1}) \cdot p(l_{1:m} | x_{1:t}, z_{1:t}) \\ &= p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t-1}) \cdot \prod_{i=1}^M p(l_i | x_{1:t}, z_{1:t}) \end{aligned} \quad (2.22)$$

FastSLAM yöntemini Kalman yöntemlerinden ayıran, konum belirleme ve haritalama durumlarının ayrı durumlara ele alınmasıdır.

2.5.4 Medyan Filtre

Medyan filtre, genellikle görüntü ve sinyal işleme konularında verilerin işlenebilirliğini arttırmak amacıyla kullanılmaktadır. Medyan filtrede herhangi bir matematiksel hesaplama kullanılmadığından değerler üzerinde bir oynama söz konusu değildir. Ortanca filtre olarak da adlandırılan medyan filtre, bir dizi verinin aritmetik olarak sıralanması ve ortanca değerinin çıkışa aktarılması mantığını kullanmaktadır (Cadenas, Megson ve Sherratt, 2015). Şekil 2.3'te medyan filtre çalışma mantığı gösterilmiştir.



Şekil 2.3. Medyan filtre çalışma mantığı

2.6 Slam Problemlerinde Kullanılan Mesafe Algılayıcılar

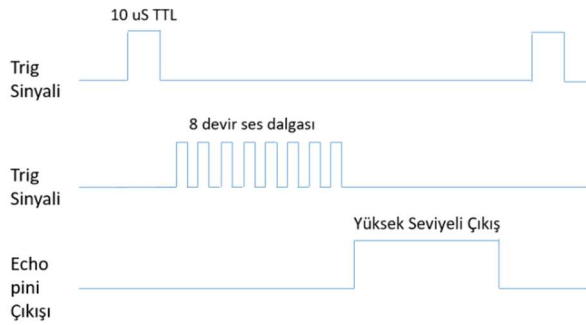
SLAM problemlerinde kullanılan mesafe algılayıcılar türlerine göre kızılötesi, sonar ve lazer mesafe algılayıcılar olarak üç grupta incelenmektedir.

2.6.1 Sonar Mesafe Algılayıcılar

Sonar mesafe algılayıcılar mekanizmalarında bulunan titreşim motoru ve yankı algılayıcının birleşiminden oluşan çoklu vibratör sistemini kullanmaktadır. Titreşim motoru tarafından üretilen ses dalgaları gönderilip yankı algılayıcı tarafından tekrar algılanana kadar geçen süre temel alınarak mesafe ölçümü yapılmaktadır. Titreşim motorlarının ürettiği ses dalgaları 20°C derecede yaklaşık olarak 340 m/s hıza sahiptir. Titreşim motoru tarafında 8 devir 40 KHz frekansa sahip ses dalgaları gönderilmektedir. (Açıkel ve Gökçen, 2018b). Mesafe hesabının nasıl yapıldığı Eşitlik 2.23'te gösterilmiştir.

$$d = \frac{p \times 0,034}{2} \quad (2.23)$$

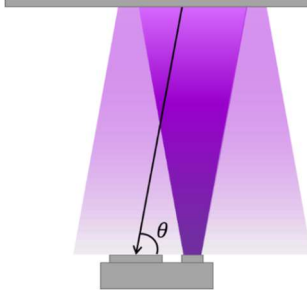
Eşitlik 2.23'teki d değişkeni santimetre cinsinden mesafe bilgisi ve p değişkeni ses dalgasının gönderilip yankı algılayıcı tarafından algılanmasına kadar geçen süreyi temsil etmektedir. Sonar mesafe algılayıcıların zamana dayalı çalışma prensibi Şekil 2.4'te gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Sonar mesafe algılayıcıların zamana dayalı çalışma prensibi

2.6.2 Kızılötesi Mesafe Algılayıcılar

Kızılötesi (infrared) mesafe algılayıcılar, yapılarında bulunan led yardımıyla kızılötesi dalga boyuna sahip fotonlar yaymaktadır. Bir foto bileşen ile yayılan ışığın geri dönüş açısı kontrol edilmektedir. Mesafe bilgisi, açı değerine bağlı olarak hesaplanmaktadır. Açı değeri ile hesaplanacak olan mesafe ters orantılıdır. Açı küçüldükçe mesafe artmaktadır (Mukhopadhyay, Srirangarajan ve Kar, 2018). Şekil 2.5'te kızılötesi mesafe algılayıcının çalışma mantığı gösterilmiştir.



Şekil 2.5. Kızılötesi mesafe algılayıcı

2.6.3 Lazer Mesafe Algılayıcılar

Lazer mesafe algılayıcılar sonar algılayıcıların yaptığı eylemi doğrusal lazer ışınlarıyla gerçekleştirmektedir. Bir lazer algılayıcı, lazer ışık yayıcı ve optik toplayıcı olmak üzere iki bölümden oluşmaktadır. Lazer ışık yayıcıdan saçılan fotonlar, herhangi bir engele çarparak geri yansıtıldığında optik toplayıcı tarafından algılanmaktadır. Foton saçma ve algılama eylemleri arasında geçen süre mesafe hesaplamak için kullanılmaktadır. Lazer mesafe algılayıcıların bir çeşidi olan lidar algılayıcılar ise yüksek menzile sahiplerdir (Holý, 2018).

Lidar terimi 1960'lı yılların başlarında, lazerin icadından kısa bir süre sonra ortaya çıkmıştır. Lidar, uygun veri toplama elektronikleri kullanarak lazer-odaklı görüntülemeyi, bir ışının geri dönmesi sırasında geçen süreyi ölçerek hesaplar (Roelens, Höfle, Dondeyne, Van Orshoven ve Diels, 2018). İlk lidar uygulamaları meteoroloji alanında bulutların mesafesini ölçmek için Atmosferik Araştırmalar Ulusal Merkezi tarafından gerçekleştirilmiştir (Goyer ve Watson, 1963; Scotti, Onori, Scaffardi, Lazzeri, Bogoni ve Laghezza, 2015). Lidar teknolojisi arazilerin yükseklik haritası çıkarımında ve uçakların güvenli inişinin sağlanmasında, araç hızı ölçümünde, trafik kontrol uygulamalarında da kullanılmaktadır. Lidar algılayıcıların en önemli özelliği, saniyede yapabildikleri ölçüm miktarıdır. Eşitlik 2.24'te lidar algılayıcılar ile mesafe hesaplamak için kullanılan bağıntı gösterilmiştir.

$$d = \frac{c \times t}{2} \quad (2.24)$$

Eşitlik 2.24'te d değişkeni santimetre cinsinden uzaklığı, t değişkeni lazer ışınının gönderilip yansması arasında geçen süreyi ve c değişkeni ise lazer ışınının hızını temsil etmektedir. Farklı lidar algılayıcılar farklı hızlarda ışınlar gönderebilmektedir.

3. MATERYALLER VE YÖNTEM

3.1 Lidar Lite V3

Lidar Lite V3, 40 metrelik ölçüm mesafesine sahiptir. 905nm dalga boyuna sahip bir lazer ışını yayarak noktasal ölçüm yapabilmektedir. Bir metreden büyük uzaklıklarda $\pm 2,5$ santimetrelilik hata payı bulunmaktadır ve saniyede 270 ölçüm yapabilme kapasitesine sahiptir (Maulana, Rusdinar ve Priramadhi, 2018). Lidar Lite V3 tarafından yayılan lazer ışını $3 \times 10^8 m/s$ hızına sahiptir. Bu hızlarda bir ışın, saniyede 300 megametre yol alabilmektedir.

3.2 HMC5883L Dijital Pusula

Yüzyıllardır yön bulmak amacıyla kullanılan pusula denizciler, sivil havacılar, askerler, madenciler, ormancılar, dağcılar, tapu kadastro işi ile uğraşan harita teknisyeni ve harita mühendisleri tarafından tercih edilmektedir. Dijital pusulalar diğer adıyla manyometreler, dünyanın manyetik alanına göre yön göstermektedir.

Manyetik akım mantığı ile çalışan oldukça fazla dijital pusula üretilmiştir. HMC5883L de dünyanın manyetik alan değerini ± 8 Gauss aralığında ölçebilen üç eksenli bir dijital pusuladır ve 12 bitlik çözünürlüğe sahiptir. $100\mu A$ gibi düşük bir akım gücü kullanır ve yalnızca 2 mGs hata payına sahiptir. Dünyanın manyetik alanını X, Y, Z eksenlerinde 75 Hz ölçüm frekansı ile ölçerek I2C veri yolu bağlantısıyla mikro denetçiye aktarmaktadır (Wang, Zhang, Ma, Li ve Han, 2018). Eşitlik 3.1'de dijital pusulanın derece hesaplamasında kullanılan bağıntı gösterilmiştir.

$$R_B = R_0 \frac{\rho B}{\rho_0} \{1 + m(\mu B)^2\} \quad (3.1)$$

Eşitlik 3.1'de R_B ile belirtilen sonuç değeri, manyetik alan değerini göstermektedir. R_0 manyetik olmayan alan direncini, μ hareketliliği ρB manyetik öz direnci, ρ_0 ise manyetik olmayan alandaki öz direnci temsil etmektedir. B değeri manyetik akı yoğunluğudur. Geometrik etki faktörü ise m ile gösterilmektedir.

3.3 Döner Kodlayıcı

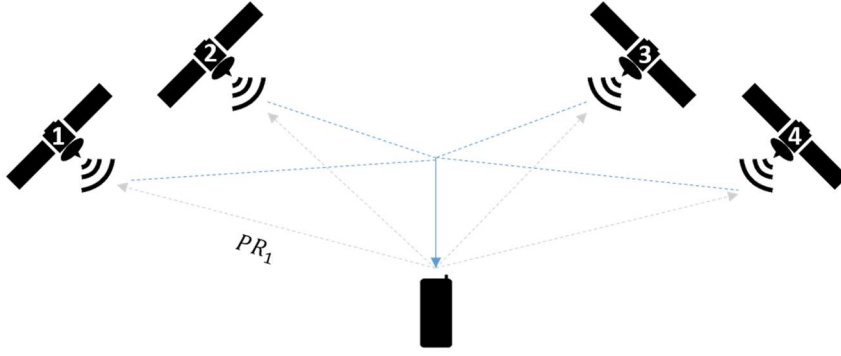
Konum, hız tespiti uygulamaları ve dijital kontrol sistemlerinde döner kodlayıcılar oldukça sık kullanılmaktadır. Nemli ve kirli ortamlara dayanıklı olmaları ve yüksek algılama hızları başlıca tercih edilme nedenleridir. Manyetik kodlayıcılar manyetik şarjör ve manyetik algılayıcı olmak üzere iki bileşenden oluşmaktadır. Manyetik algılayıcı tarafından algılanan vuruş (pulse) değerine göre tur hesabı yapılmaktadır. Saniyede algılanabilen vuruş sayısı kodlayıcıların çözünürlüğünü belirler. Yüksek çözünürlüklü bir kodlayıcı hassas ölçümleri daha kolay yapmaktadır (Miyashita, Takahashi ve Yamanaka, 1987; Wang, Wu, Peng, Chen, Zhang ve Liu, 2018).

3.4 GPS (Küresel Konumlandırma Sistemi)

Küresel Konumlandırma Sistemi, sayısız uygulamada yön bulmanın yanı sıra navigasyon ve zamanlama işlemlerinde kullanılmaktadır. Küresel konumlandırma sistemi üç bölümden oluşmaktadır. Bunlar uzay bölümü, kontrol bölümü ve kullanıcı bölümüdür (Guard, 1996). Kurulma amacı ABD Savunma Bakanlığının tüm hava koşullarında araçların hız ve konum bilgilerini tespit etmek istemesidir. Yirmi dört adet aktif, yedi adet yedek uydudan oluşan ve her uydusu radyo frekansıyla mesafe mesajı yayınlayan bu sistem, kontrol bölümündeki kontrol ve gözlem istasyonları tarafından verileri kullanıcının anlayabileceği koordinat sistemine dönüştüren özel olarak tasarlanmış alıcılardan oluşmaktadır. Uydular, yer kabuğundan 20 200 kilometre yükseklikte ekvator düzlemiyle 55 derecelik açı yapmış durumda olan 6 farklı yörüngeye yerleştirilmiştir (Oliveira, Zapella ve Hunt, 2018). Eşitlik 3.2’de Küresel Konumlandırma Sistemi kullanılarak konum hesabının nasıl yapıldığı gösterilmiştir.

$$PR_i = c * \Delta t_i \quad (3.2)$$

Eşitlik 3.2’de $i = 1,2,3,4$ olmak üzere PR_i uyduya olan uzaklığı, Δt_i uydudan gelen sinyalin süresini temsil etmektedir. Şekil 3.1, GPS uydularının çalışma mantığını göstermektedir.



Şekil 3.1. GPS çalışma mantığı

3.5 Hareketli Ortalamalar Filtresi

Hareketli ortalamalar filtresi, bir dizi değerin sürekli ortalamasını alarak çalışan bir filtredir. Daha çok doğrusal veri setlerinin iyileştirilmesi, geçiş yumuşatma, görüntü işleme uygulamaları ve algılayıcı verilerindeki gürültülerin giderilmesinde kullanılmaktadır. Hareketli ortalamalar filtresi, sürekli bir filtre olduğu için sürekli zaman aralığında Eşitlik 3.3'teki gibi gösterilmektedir.

$$\bar{x}(t) = \frac{1}{T_w} \int_{t-T_w}^t x(t) dt \quad (3.3)$$

Eşitlik 3.3'te tanımlanan $\bar{x}(t)$ değeri, robot pozunu esas alındığında ortamdaki son konumunu, algılayıcı verileri esas alındığında ise veri setinin gürültülerden arındırılmış çıkış değerini göstermektedir. Sürekli zaman aralığında tanımlanmış olan Eşitlik 3.3'teki hareketli ortalamalar filtresi bağıntısını pratikte veriler üzerinde uygulayabilmek için ayrık zaman tanımlaması gerekmektedir. N sayıda örnek bulunduran bir filtreleme uygulaması için T_s örnekleme zamanı kullanılarak $T_w = N \times T_s$ şeklinde bir tanım yapılması sonucu Eşitlik 3.4'teki ayrık zaman hareketli ortalamalar filtresi denklemini elde edilmektedir (Golestan, Ramezani, Guerrero, Freijedo ve Monfared, 2014).

$$\bar{x}(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(k-i) \quad (3.4)$$

Burada $x(k)$, mevcut örneği temsil etmektedir. $\bar{x}(k)$ ise sistemin çıkış değeridir. Eşitlik 3.4, Z dönüşümü kullanılarak Z aralığında Eşitlik 3.5'teki gibi gösterilmektedir. Z aralığı, ayrık zaman denkleminin frekans tanım kümesini temsil etmektedir. Zaman-tanım kümesindeki bir ayrık ifade, Z dönüşümü kullanılarak frekans-tanım kümesindeki biçimine dönüştürülmektedir (Jury, 1964).

$$\begin{aligned}\bar{X}(z) &= \frac{1}{N} \left(X(z) + z^{-1}X(z) + \dots + z^{-(N-1)}X(z) \right) \\ &= \left(\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} z^{-i} \right) X(z) \\ &= \frac{1}{N} \frac{1 - z^{-N}}{1 - z^{-1}} X(z)\end{aligned}\tag{3.5}$$

Hareketli ortalamalar filtresinin Eşitlik 3.5'te belirtilen frekans-tanım kümesindeki ayrık zaman bağıntısı bu tez kapsamında lidar mesafe algılayıcıdan elde edilen ölçüm verilerine uygulanmıştır.

3.6 Görüntü Matrisleri Farkı ile Hareket Tespiti

Kamera görüntüleri veya fotoğraflar, genellikle renklidir ve $(m \times n \times 3)$ boyutlarında matrislerden oluşmaktadır. Bu boyutlarda matrisler ile gösterilen resimlerin formatı RGB olarak adlandırılmaktadır. Görüntü işleme uygulamaları genellikle üç katmanlı matris yapısını kullanmamaktadır. Bunun nedeni yüksek iş gücü ve zaman gerektirmeleridir. Görüntü işleme uygulamalarında zaman ve iş yükünden tasarruf etmek için tek katmanlı $(m \times n)$ boyutlarında gri resimler kullanılmaktadır. RGB formatındaki bir resmin tek katmanlı hale getirilerek griye dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu işlem genellikle ortalama alma yöntemiyle gerçekleştirilmektedir. Eşitlik 3.6'da RGB formatındaki bir resmin griye dönüştürülmesinde kullanılan bağıntı ve Şekil 3.2'de formatların yapısı gösterilmiştir (Peker ve Zengin, 2011).

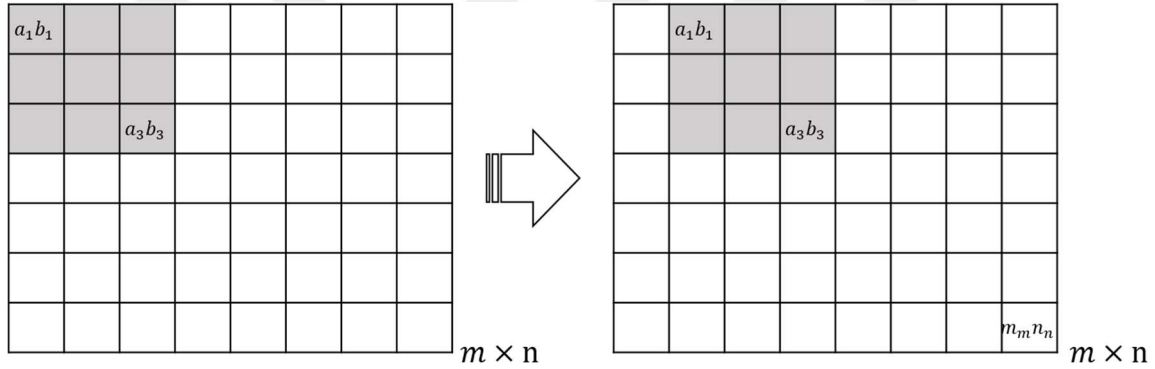
$$I = (R + G + B)/3\tag{3.6}$$

Burada I , gri resim matrisini, R , G ve B sırasıyla kırmızı, yeşil ve mavi renk matrislerini temsil etmektedir.

$$R \begin{bmatrix} G \\ B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_1 n_1 & \cdots & m_1 n_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_m n_1 & \cdots & m_m n_n \end{bmatrix} \Rightarrow I \begin{bmatrix} m_1 n_1 & \cdots & m_1 n_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_m n_1 & \cdots & m_m n_n \end{bmatrix}$$

Şekil 3.2. RGB formatından gri formata dönüşüm

Resimlerin daha rahat işlenebilmeleri amacıyla çeşitli filtreleme algoritmaları geliştirilmiştir. Bu algoritmalar resimler üzerindeki gürültüleri veya gölgelemeleri kaldırarak anlam karmaşıklığını engellemektedir. Filtreleme algoritmaları resimlere $a = b$ olmak üzere $(a \times b)$ boyutlarında karesel matrisler halinde uygulanmaktadır. Şekil 3.3'te bir filtrenin resme karesel uygulanışı gösterilmektedir.



Şekil 3.3. Karesel filtreleme işlemi

Yaygın olarak kullanılan filtrelerden biri Gauss filtresidir. Gauss filtresi resimdeki gereksiz ayrıntıları temizlemekte başarılı bir filtredir. Eşitlik 3.6'da Gauss filtresinin bağıntısı gösterilmektedir.

$$G(a, b) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(a^2+b^2)/(2\sigma^2)} \quad (3.6)$$

Eşitlik 3.6'da σ değeri belirlenen eşik değeridir. $(a \times b)$ boyutlarındaki matrisin her elemanı $(m \times n)$ boyutlarındaki matrisin karşılık geldiği elemanı ile çarpılarak filtre uygulanmaktadır (Geusebroek, Smeulders ve van de Weijer, 2002). Bu tez kapsamında Gauss filtresi hareket algılama algoritmasından önce resim iyileştirmesi için kullanılmıştır.

Hareket algılama işlemi resim matrisleri arasındaki farkların tespit edilmesi ile gerçekleştirilmektedir. Gri bir resmi kullanarak bu işlemi gerçekleştirmek [0,255] aralığındaki sayılarla işlem yapmayı gerektirmektedir. Gri bir resim filtreledikten sonra siyah beyaz formata dönüştürülürse bu aralık [0,1] şekline indirgenecektir. Bu sayede işlem hızı artırılarak zamandan ve iş gücünden tasarruf edilebilmektedir. Resmin siyah beyaz formata dönüştürülmesi işlemi gri resim matrisinin ortalama piksel değeri eşik olarak belirlenerek eşğin altında kalan piksellerin 0'a, üstünde kalan piksellerin ise 1'e eşitlenmesi ile gerçekleştirilmektedir.

Hareket algılama siyah beyaz resimlerde iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama bir arka plan görüntüsünün belirlenmesidir. Ortamdan alınan ilk görüntü arka plan olarak belirlenmektedir. Daha sonra kameradan saniyedeki kare hızına bağlı olarak sürekli görseller alınmaktadır ve bu görseller de filtreleme ve dönüşüm işlemlerinden geçirilerek arka plan görüntüsünden çıkarılmaktadır. Eğer piksel grupları arasında farklılıklar meydana gelirse, ortamda bir hareket gerçekleştiği kabul edilmektedir. Eşitlik 3.7'de görüntü matrisleri farkı ile hareket algılama işleminin yapılabilmesi için gerekli olan bağıntı gösterilmiştir. Belirtilen GMF görüntü matrisleri farkını temsil etmektedir.

$$GMF(T) = 1 \frac{1}{w \times h} \sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^h |I_t(x, y) - I_{t-1}(x, y)| \quad (3.7)$$

Eşitlik 3.7'de I_t , t anında yakalanan görüntü karesini; I_{t-1} , $t - 1$ anında yakalanan görüntü karesini; w , yakalanan karenin yatay piksel boyutunu; h , yakalanan karenin düşey piksel boyutunu ve (x, y) , işlem yapılan pikselin konumunu göstermektedir. Buna göre t anında yakalanan kare ile $t - 1$ anında yakalanan karenin pikselleri farkının mutlak değeri 0'a eşit değilse görüntünün hareketli olduğu kabul edilmektedir (Oral ve Deniz, 2005).

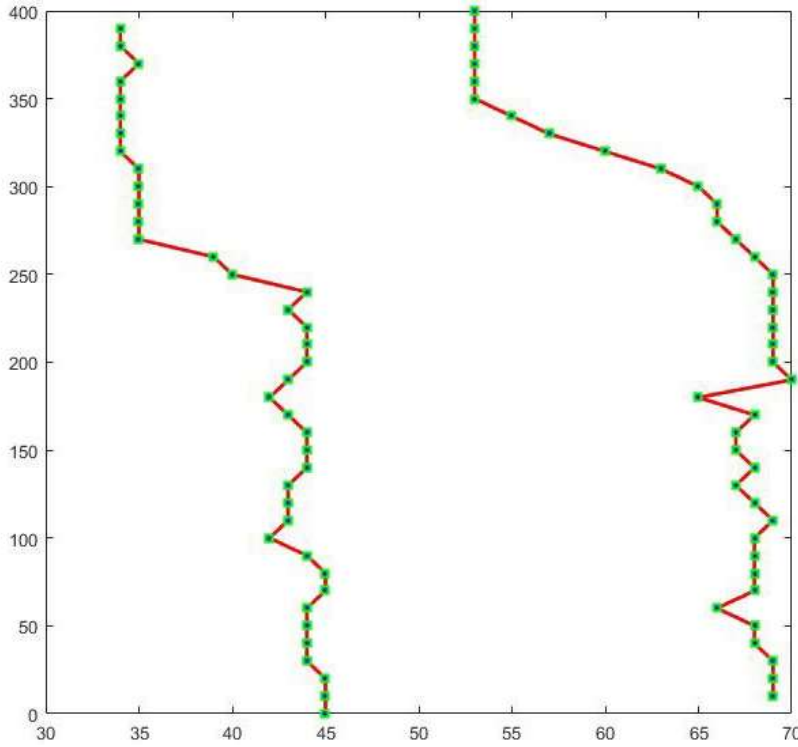
3.7 Yöntem

Haritalama ve konum belirleme problemlerine çözüm getirmek amacıyla çokça çalışma yapılmıştır. Teknolojinin ilerlemesi ile beraber çözüm yöntemleri de gelişmiştir ve getirilen her çözümde yeni sorunlar ortaya çıkmıştır. Bu tez çalışmasında ortaya çıkan sorunların giderilmesi için yeni yaklaşımlar sunulmuştur. Önceki çalışmalarda olduğu gibi bu tez

çalışmasında da sorunlara çözüm getirmeye çalışılırken farklı sorunlarla karşılaşmıştır. Tüm sorunlara getirilen çözümler detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

3.7.1 Robotun Tasarlama Aşaması

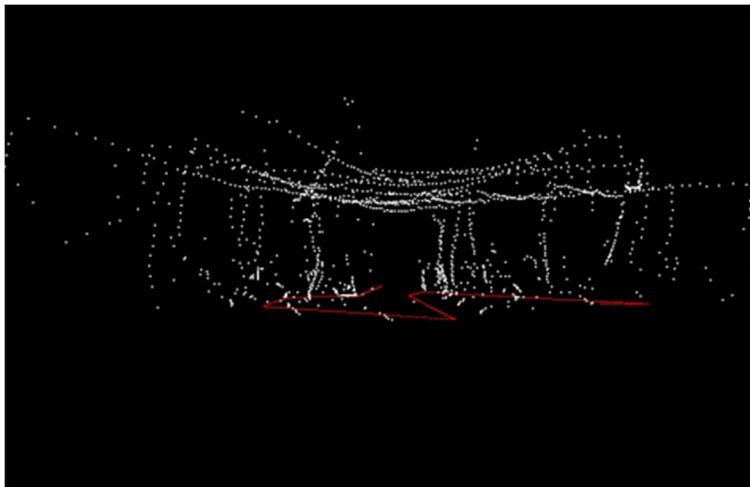
Tasarlanan ilk prototipte otonom robotun hareketi step motorlar ile sağlanmıştır. Step motorlarının tercih edilme nedeni adım sayabilme özelliğine sahip olmasıdır. Adım sayma özelliği robot konumunun ölçümler sırasında takip edilebilmesinde büyük önem taşımaktadır. Kullanılan step motorun modeli 28 BYJ-48 redüktörlü step motordur. Bu motor 5V doğru akım ile çalışan 4 fazlı bipolar step motorlardandır. Mesafe ölçümü HC-SR04 sonar mesafe algılayıcılar ile yapılmıştır. Sonar algılayıcı hem engellerden kaçmak hem de haritası çıkarılacak ortamda mesafe ölçümü yapmak amacıyla kullanılmıştır. Mikro denetleyici olarak Arduino UNO tercih edilmiştir. Elde edilen algılayıcı ölçümleri ve adım bilgileri HC05 Bluetooth modül ile Arduino'dan masaüstü bilgisayar ortamına aktarılmıştır. Aktarılan veriler hesaplanarak iki boyutlu harita çiziminde kullanılmıştır. Hesaplanan ilk verilerde ortaya Resim 3.1'deki görüntü çıkmıştır.



Resim 3.1. Elde edilen iki boyutlu harita

Oluşturulan haritada sonar algılayıcının yüksek hata payı nedeniyle gerçekten uzak bir görüntü ortaya çıkmıştır. Ayrıca sonar algılayıcıların 4 metreyi aşan uzaklıklarda yetersiz kaldığı görülmüştür. Bu nedenle geniş alanlarda kullanıma daha uygun olan mesafe algılayıcılar denenmiştir. Sonar mesafe algılayıcılardan sonra ilk olarak kızılötesi mesafe algılayıcılar ile ölçümler yapılmaya çalışılmıştır. Ancak 50 santimetrelilik düşük bir menzile sahip olması nedeniyle kullanışlı olmamıştır. Yapılan araştırmalar sonucu yüksek menzil ve saniyede yapılan ölçüm sayısının fazla olması nedeniyle bir lidar mesafe algılayıcı olan Lidar Lite V3 tercih edilmiştir. Lidar Lite V3 üç boyutlu ortam modellemede çok daha başarılı olacağından diğer algılayıcılara göre daha avantajlıdır.

Lidar algılayıcı ile ortam modellemesi, yatay ve düşey eksenlerde hareket eden iki adet servo motor kullanılarak gerçekleştirilmeye çalışılmıştır. Bu durum pin sayısının artmasına neden olmuştur. Yeterli dijital ve analog pin girişine sahip olan Arduino Mega, mikro denetleyici olarak kullanılmıştır. Ancak verilerin bilgisayara aktarılması için kullanılan Bluetooth modül, servo motorların çalışmasını olumsuz yönde etkilemiştir. Servo motorların hareketi sırasında Bluetooth modül anlık olarak ölçüm, açı ve adım bilgilerini bilgisayara aktarmaya çalıştığı için Arduino Mega'nın işlemleri koordine edememesi nedeniyle veri aktarımı sürekli olarak kesintiye uğramıştır ve servo motorlar hatalı açılar ile dönmeye başlamıştır. Elde edilen verilerin üç boyutlu ortamda çizdirilebilmesini sağlamak amacıyla OpenGL destekli bir masaüstü uygulaması tasarlanmıştır. Ölçüm verileri işlenerek üç boyutlu ortamda gösterilmiştir ve sonuç olarak Bluetooth modül kaynaklı hatalar ortam modelinde gürültülere neden olmuştur. Elde edilen model görüntüleri Resim 3.2'de gösterilmiştir.



Resim 3.2. Bluetooth modül sorunlarının oluşturduğu görüntü

Bluetooth modülün oluşturduğu sorun nedeniyle ortam modeli bozuk oluşmuştur. Tek bir Arduino'nun Bluetooth ve servo motoru senkronize etmekte yetersiz olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle Bluetooth modül ikinci bir Arduino ile UART (Universal Asynchronous Receiver Transmitter) seri haberleşme kullanılarak kontrol edilmiştir. UART, asenkron haberleşme gerçekleştirilmesini sağlayan bir yapıdır. Bu yöntem sonucunda iki Arduino arasında veri transferi sırasında kayıplar oluşmuştur. Sonraki adımda bilgisayar robot iletişimi Wi-Fi modül ile gerçekleştirilmiştir. Wi-Fi modül ile veri iletişimi gerçekleştirmek için ağ bağlantısı gerekmektedir. Bluetooth modüle göre avantajı kapsama alanının daha geniş olmasıdır fakat veri aktarım hızı daha düşüktür. Eş zamanlı bir çalışma gerçekleştirilebilmesi ancak veri aktarım hızı ile algılayıcının ölçüm hızının birbirine yakın olması ile sağlanabilmektedir. Wi-Fi modülün veri aktarım hızının düşük olması nedeniyle ölçüm verileri belirli aralıklarla toplu olarak bilgisayara aktarılmıştır. Bu yöntem hem anlık modelleme yapılmasını yavaşlatmıştır hem de veri kayıplarına neden olmuştur.

Karşılaşılan sorunlar nedeniyle daha güçlü bir işlemciye ihtiyaç duyulmuştur. Entegre modüllere ve daha güçlü bir mikroişlemciye sahip olan Raspberry Pi 3 Model B, bu aşamada mikroişlemci olarak tercih edilmiştir. Raspberry Pi 3 ile birlikte yeni bir prototip geliştirilmiştir. Geliştirilen yeni prototipte projenin ilerlemesi ve yeni materyallerin eklenmesinden dolayı daha geniş bir iskelet tercih edilmiştir.

Ortamdaki dinamik nesnelerin tespit edilmesi ve otonom robotun dünya üzerindeki gerçek konumunun hesaplanması amacıyla yeni materyallere ihtiyaç duyulmuştur. Daha geniş bir iskeletin kullanılması ve materyal sayısının artması nedeniyle kullanılan step motorlar ağırlığı taşımakta yetersiz kalmışlardır. Bu nedenle daha düşük enerjiyle daha yüksek performans sağlayan doğru akım motorları tercih edilmiştir ancak doğru akım motorları, otonom aracın kat ettiği mesafeyi tespit edememektedir. Otonom aracın hareketlerinin takip edilebilmesi haritalama ve konum buldurma uygulamalarında önemli bir yere sahiptir. Bu nedenle robotun tekerleklerine tur bilgisini elde etmek amacıyla manyetik döner kodlayıcılar yerleştirilmiştir.

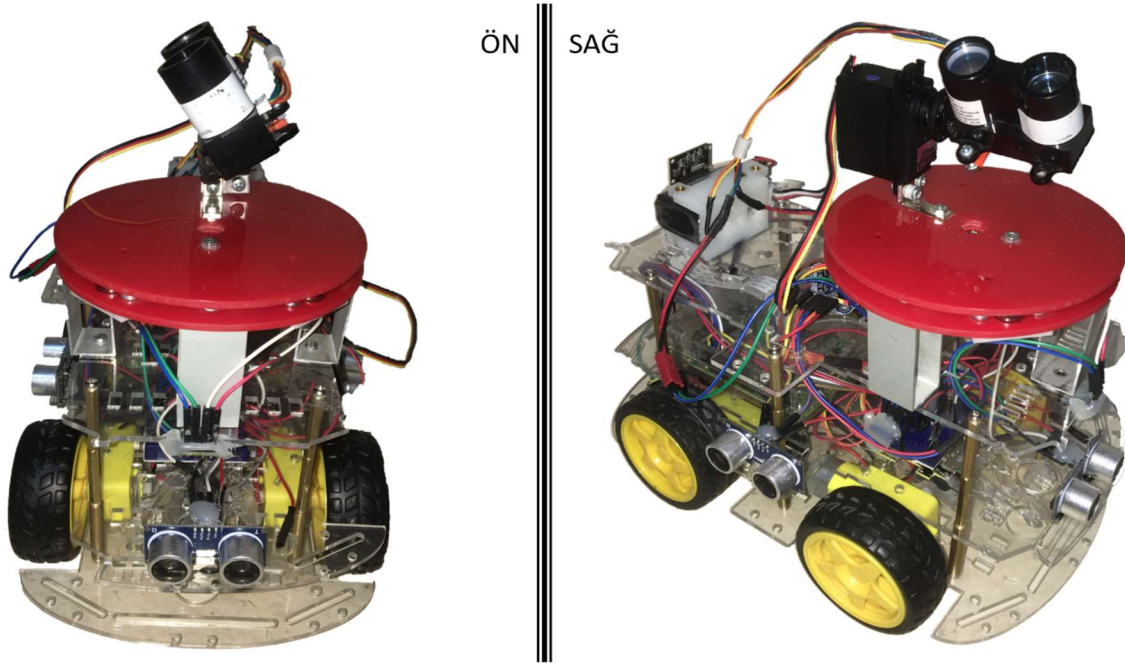
Robot, bu aşamada dönüş işlemini tekerleklerdeki tur sayısına göre gerçekleştirmiştir. Ancak dönüş anında tekerleklerin boşa dönmesi, zeminden kaynaklanan diğer olası nedenler hatalı dönüşler yapılmasına neden olmuştur. Dönme işlemlerinin kesin değerlerle gerçekleştirilebilmesi amacıyla robota HMC5883L dijital pusula entegre edilmiştir. Bu

pusulanın kullanılması ile beraber robot dönme işlemini daha doğru bir açı değeri ile gerçekleştirmiştir.

Haritası çıkarılacak ortamın, dünya üzerindeki gerçek konum bilgilerinin elde edilebilmesi ve robotun istenilen konuma gönderilebilmesi için robota NEO-6M GPS modülü entegre edilmiştir. İç mekandaki konum bilgisi kodlayıcılar ve dijital pusuladan alınırken dış mekandaki konum bilgisi küresel konum servisi kullanılarak elde edilmiştir.

Statik ortamlarda haritalama ve modelleme sorunlarının çözümü için çeşitli önerilerde bulunulmuştur. Önceki çalışmalardaki yöntemler incelenerek karşılaşılan problemlere çözümler getirilmiştir. Dinamik ortamlarda ise hareketli nesnelere hatalı ölçümlere neden olmaktadır. Bu nedenle ortamdaki hareketli nesnelere tespit edebilmek için robota gece görüş kamerası entegre edilmiştir.

Donanımsal eksiklikler bu adımla beraber giderilmiştir. Bu aşamadan sonra donanımda herhangi bir değişiklik yapılmamıştır. Otonom robotun son halinin önden ve sağdan görünümü Resim 3.3'te gösterilmiştir.

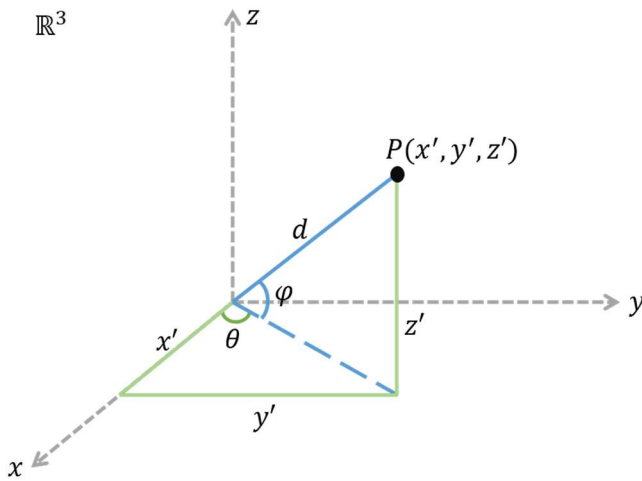


Resim 3.3. Otonom robotun önden ve sağdan görünümü

3.7.2 Nokta Bulutlarının Oluşturulması

Herhangi bir noktanın matematiksel tanımı koordinat sistemleri ile yapılmaktadır. Noktanın gösteriminde koordinat sisteminin boyutuna göre farklı parametrelere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu parametreler noktalarının düzlemlere olan dik uzaklıkları veya orijin ile yapılan açılardır. Orijin ile yapılan açılar ile nokta tanımlaması yapılabilmesi için noktanın düzlemlere dik izdüşümleri hesaplanmaktadır.

Noktasal gösterim, üç boyutlu koordinat sisteminde (x', y', z') üçlüsü ile ifade edilmektedir. Şekil 3.4'te belirtilen x' , yz düzlemine olan dik uzaklığı, y' , xz düzlemine olan dik uzaklığı ve z' , xy düzlemine olan dik uzaklığı temsil etmektedir.



Şekil 3.4. Üç boyutlu koordinat sisteminde nokta gösterimi

Koordinat sisteminde, uzaydaki bir P noktasının θ , φ ve d parametrelerine bağlı gösterimi için Eşitlik 3.8'deki bağıntı kullanılmaktadır.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = d \times \begin{bmatrix} \cos\varphi \times \cos\theta \\ \cos\varphi \times \sin\theta \\ \sin\varphi \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Eşitlik 3.8'de gösterilen φ ve θ açıları lidar algılayıcıyı taşıyan iki adet servo motorun otonom araçla yaptıkları açılardır. d uzunluğu ise lidar algılayıcının ölçtüğü noktasal uzaklığı temsil etmektedir. Matrisler açıldığında Eşitlik 3.9, 3.10 ve 3.11'deki bağıntılar elde edilmektedir.

$$x' = d \times \cos\varphi \times \cos\theta \quad (3.9)$$

$$y' = d \times \cos\varphi \times \sin\theta \quad (3.10)$$

$$z' = d \times \sin\varphi \quad (3.11)$$

Eşitlik 3.12'de yer alan (x', y', z') ardışık gerçek sayı üçlülerinden oluşan Kartezyen yapı Kartezyen Koordinat Sistemi olarak adlandırılmaktadır ve \mathbb{R}^3 ile gösterilmektedir.

$$\mathbb{R} \times \mathbb{R} \times \mathbb{R} = \{(x, y, z) \mid x, y, z \in \mathbb{R}\} \quad (3.12)$$

Kartezyen Koordinat Sisteminde bir noktanın matematiksel tanımı Eşitlik 3.8'de gösterilmiştir. Aynı yöntemle birden fazla nokta tanımlanabilmektedir. Birden fazla noktanın oluşturduğu kümeler nokta bulutu olarak adlandırılmaktadır. Nokta bulutu özellik tabanlı bir haritalama yöntemidir.

Otonom robotun ortam içerisinde yaptığı hareketler üç boyutlu uzayda çizdirilecek noktaların konumlarını etkilemektedir. Bu nedenle robotun her hareketinin takip edilmesi gerekmektedir. Robot hareketlerinin Kartezyen Koordinat Sisteminde gösterilmesi, orijinin robot pozuna göre kaydırılması ile sağlanmaktadır. Orijinin kaydırılması, dönüşüm matrisleriyle gerçekleştirilmektedir. Robotun x ve y eksenlerindeki hareketleri öteleme (translation) matrisi kullanılarak sahneye yansıtılmaktadır. Eşitlik 3.13'te gösterilen öteleme matrisi üç boyutlu uzayda sahnenin orijin noktasının kaydırılmasında kullanılmaktadır.

$$T_{x,y,z} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

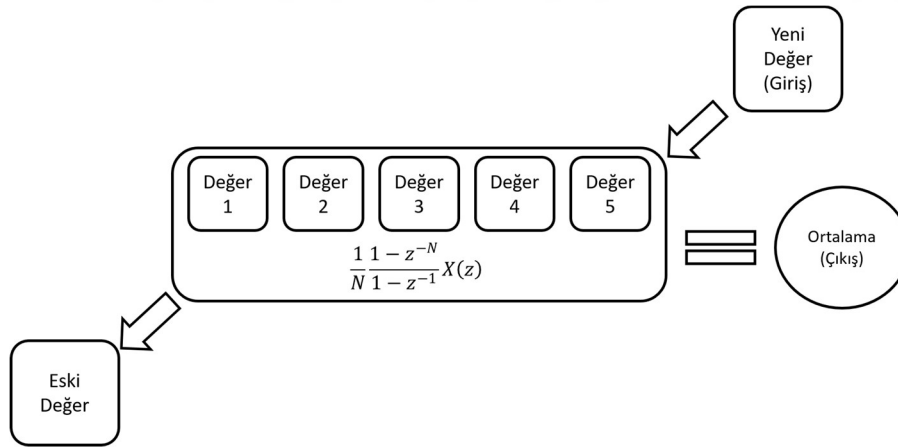
Otonom robotun x ve y eksenlerindeki hareketleri t_x ve t_y değerleri ile temsil edilmektedir. t_z değeri burada yukarı veya aşağı yönlü bir hareket olmadığından etkisiz elemandır.

Öteleme işlemlerinin gerçekleştirilmesi, otonom aracın tek bir doğrultuda yaptığı hareketleri sahneye yansıtmakta yeterlidir ancak farklı doğrultulara yönelimler ve robotun ortam içerisindeki dönüş hareketleri ölçüm alınan perspektifi değiştirmektedir. Bu nedenle ölçümler farklı noktaları temsil etmektedir ve döndürme işleminin üç boyutlu Kartezyen

Koordinat Sisteminde de tanımlanması gerekmektedir. Üç boyutlu koordinat sistemlerinde döndürme işlemi dönme (rotation) matrisi kullanılarak yapılmaktadır (Lin, Li, Zhao, Chen, X., Chen, M. ve Pu, 2016). xy düzleminde yapılan bir dönme hareketi, robotun z eksenine etrafındaki dönüşünü temsil etmektedir. Otonom robotun dönme hareketlerinin sahneye yansıtılması için kullanılan bağıntı Eşitlik 3.14'te gösterilmiştir. Belirtilen β açısı dijital pusula ile $t - 1$ anında ölçülen β_{t-1} ve t anında ölçülen β_t açılarının farkıdır.

$$R_z(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\beta & -\sin\beta & 0 \\ \sin\beta & \cos\beta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Noktaların çizdirilme işlemi gerçekleştirilmeden önce lidar algılayıcı ile alınan ölçüm verilerinin filtreden geçirilmesi gerekmektedir. Bunun nedeni algılayıcı verilerinin hatalı olabilmesidir. Aynı noktadan alınan bir dizi ölçüm hareketli ortalamalar filtresi algoritması kullanılarak gürültülerden arındırılmaktadır ve gerçek uzaklık değerine daha yakın değerler elde edilmektedir. Bu sayede nesnelerin algılanması kolaylaşmaktadır. Hareketli ortalamalar filtresi diyagramı Şekil 3.5'te gösterilmiştir.



Şekil 3.5. Hareketli ortalamalar filtresi diyagramı

Yapılan ölçümlerden alınan veriler her ne kadar filtreden geçirilse de ortamın dinamik olması hatalı ölçümlerin artmasına neden olmaktadır. Ortamdaki hareketli nesnelere, hareket algılama algoritması ile tespit edilmektedir. Otonom robot, ortamda daha önce bulunmayan bir nesne veya hareketlenme tespit ettiğinde hareketin algılandığı bölgede yapılan ölçümü duraklatmaktadır. Hareket sonlandığında robot kaldığı yerden hareket etmeye ve modellemeye devam etmektedir.

3.7.3 Eş Zamanlı Konum Belirleme

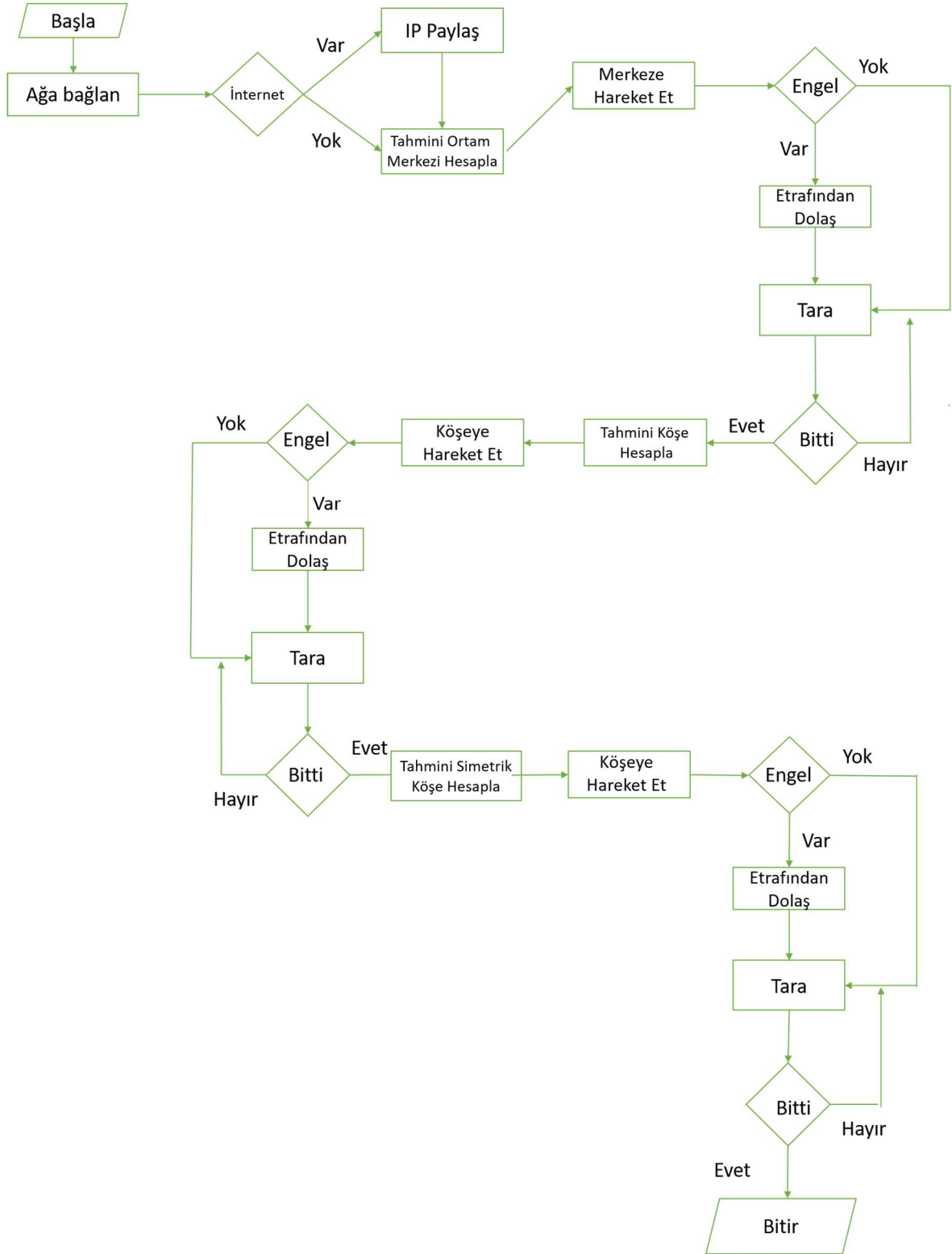
Otonom robot ortamın haritasını çıkardığı sırada yaptığı hareketler tespit edilerek anlık olarak ortam içerisinde kendi konumunu da belirleyebilmektedir (Zhu, Zhu, J., Wan, Wu ve Xu, 2019). Robotun doğrusal hareketleri, tekerleklere entegre edilen manyetik döner kodlayıcılar ve sonar mesafe algılayıcılardan alınan verilerin karşılaştırılması sonucu tespit edilmektedir. Dönme hareketleri ise yine kodlayıcıların ölçtüğü tur sayısı ve dijital pusuladan alınan kutupsal açı değerleri karşılaştırılarak hesaplanmaktadır. Her bir algılayıcıdan alınan veriler öncelikle hareketli ortalamalar filtresinden geçirilerek kararlı hale getirilmektedir. Verilerin karşılaştırılması, doğruluk payının artırılması açısından büyük önem taşımaktadır. Karşılaştırılan değerler sonucunda otonom robot nihai sonuca yönelik orijin hesaplaması yapmaktadır. Orijin hesabı Eşitlik 3.13 ve Eşitlik 3.14'te belirtilen bağıntılar ile yapılmaktadır.

3.7.4 Kontrol Merkezi ile Haberleşme

Otonom robot ile kontrol merkezi arasında gerçekleştirilen haberleşmede Wi-Fi bağlantısı kullanılmıştır. Otonom robot eğer internet bağlantısının bulunduğu bir ağa katılırsa yerel alan IP adresini kontrol merkezine elektronik posta yoluyla iletmektedir. İnternet bağlantısının olmadığı bir ağ, kontrol merkezi tarafından sunuluyorsa otonom robotun IP adresi kontrol merkezi tarafından manuel olarak kontrol edilmektedir. IP adresi, otonom robot ile iletişim kurup veri tabanına yazılan bilgilere erişmek amacıyla kullanılmaktadır.

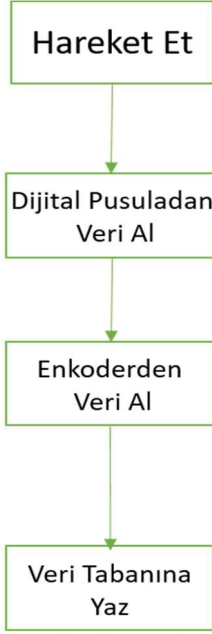
3.7.5 Akış Diyagramları

Program ana akış diyagramı Şekil 3.6'da gösterilmiştir. Otonom robot ortama bırakıldığında ilk eylemi kontrol merkezi tarafından belirlenen ağ ortamına katılmaktır. Ağ bağlantısı başarı ile gerçekleştiğinde internet erişimi kontrolü yapılmaktadır. İnternet erişimi varsa sunucudan aldığı IP adresini kontrol merkezi ile paylaşmaktadır. Aksi durumda IP adresi kontrol merkezi tarafından atanmaktadır. Aracın küresel konum bilgisi internet erişimine ihtiyaç duyulmadan doğrudan GPS üzerinden elde edilmektedir.



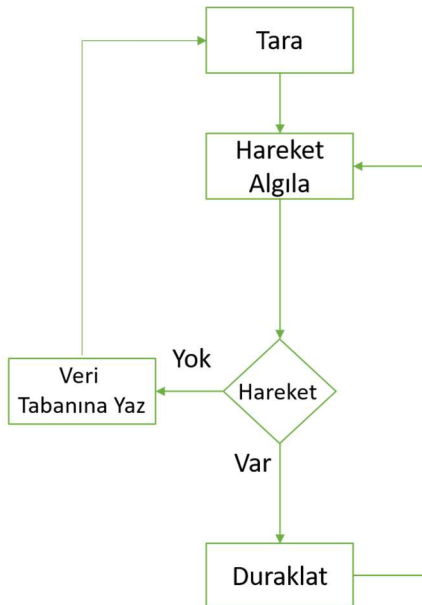
Şekil 3.6. Program ana akış diyagramı

Akış diyagramındaki “köşeye hareket et” ve “merkeze hareket et” eylemleri Şekil 3.7’deki “hareket et” alt akış diyagramında açıklanmıştır.



Şekil 3.7. Hareket et eylemi alt akış diyagramı

Otonom robot ağa bağlandıktan sonra hızlı ölçümler alınarak ortamın merkezini hesaplamaktadır. Engellerden kaçınarak merkeze ilerlemektedir. Merkeze vardığında ilk tarama işlemini gerçekleştirmektedir. Tarama sırasında gerçekleştirilen işlemler Şekil 3.8’de gösterilmiştir.



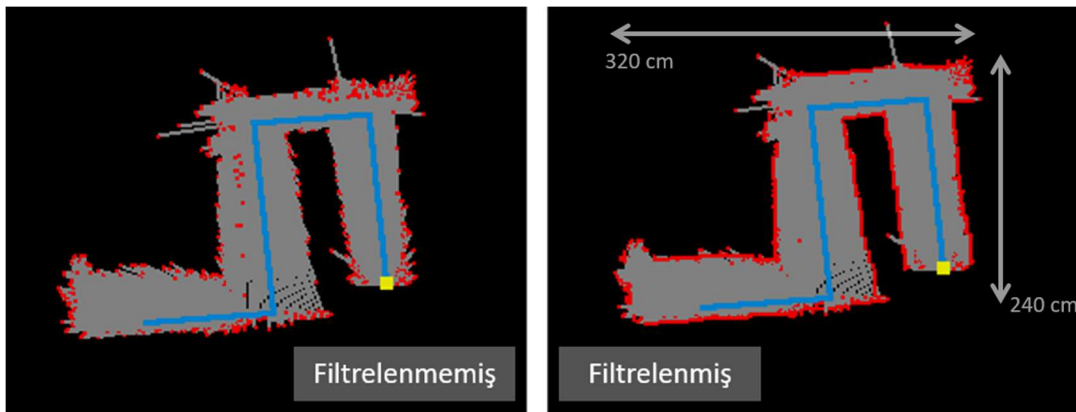
Şekil 3.8. Tara eylemi alt akış diyagramı

4. BULGULAR

Bu çalışmada eş zamanlı konum belirleme ve haritalama uygulamalarında karşılaşılan sorunlara çeşitli çözümler getirilmiştir. Karşılaşılan en büyük sorunlardan biri olan algılayıcı verilerinde oluşan gürültülerin giderilmesinde hareketli ortalamalar filtresi kullanılmıştır. Hareketli ortalamalar filtresinin başarımı SLAM problemlerinde daha önce kullanılan filtrelerinin başarımları ile kıyaslanmıştır. Karşılaştırma sonucunda hareketli ortalamalar filtresi diğer filtreleme algoritmalarından daha yüksek oranda başarımlar sağlamıştır.

Konum belirleme sırasında meydana gelen poz tahmini sorunlarının çözümü için hareket algılamının yanı sıra hareketlerin doğrulanması amacıyla farklı materyallerden alınan sonuçlar karşılaştırılarak optimum sonuca ulaşılması sağlanmıştır. Yine elde edilen algılayıcı verilerinin kararlılığının artırılması için hareketli ortalamalar filtresi kullanılmıştır.

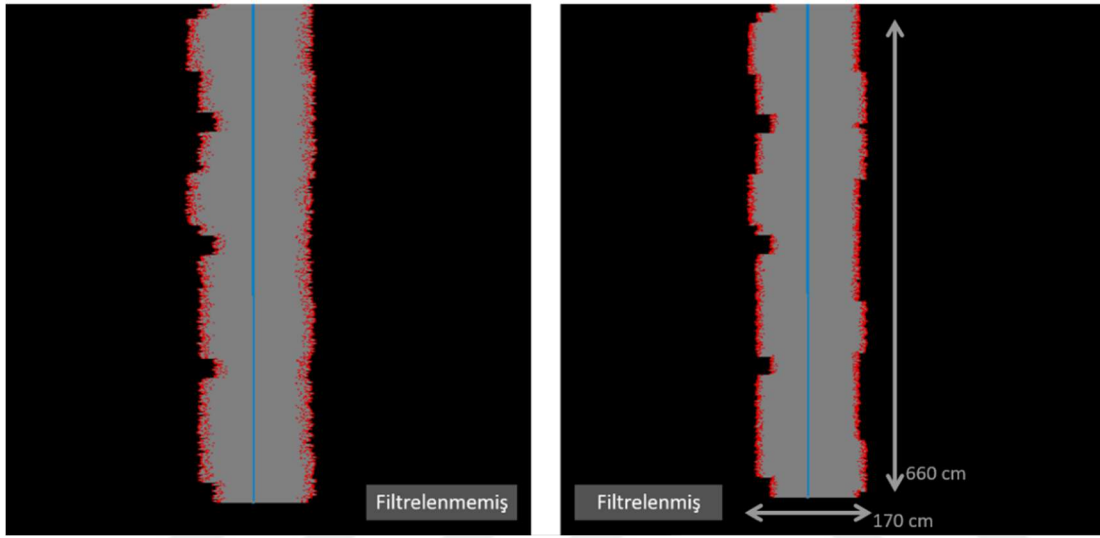
Otonom robotun hareketlerinden kaynaklanan algılayıcı verilerindeki tutarsızlıklar, hareketli ortalamalar filtresi ile minimize edilmiştir. İlk olarak iki boyutlu haritalama üzerinde test edilen filtreleme işleminde başarılı bir sonuç ortaya koyulmuştur. Resim 4.1’de algılayıcı verilerinin tutarsızlığı sonucu iki boyutlu harita üzerinde oluşan gürültülerin hareketli ortalamalar filtresi kullanılarak minimize edilmesi gösterilmiştir.



Resim 4.1. İki boyutlu harita üzerinde hareketli ortalamalar filtresinin etkisi

Resim 4.1’deki filtrelenmemiş verilerdeki yüksek hata payı otonom aracın farklı doğrultularda hareket etmesinden kaynaklanmaktadır. Hareketli ortalamalar filtresinin görüntüdeki gürültüleri büyük oranda giderdiği görülmüştür.

İki boyutlu SLAM uygulamalarında genellikle Kalman filtresi ve türevleri tercih edilmektedir. İskenderun Teknik Üniversitesi Makine-Bilgisayar Mühendisliği binası koridorlarında yapılan iki boyutlu haritalama işlemi sırasında alınan ölçümler ve bu ölçümlere Kalman filtresinin uygulanması sonucu elde edilen görüntüler Resim 4.2’de gösterilmiştir. Kalman filtresinin iki boyutlu SLAM uygulamalarında başarılı sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir.



Resim 4.2. İki boyutlu harita üzerinde Kalman filtresinin etkisi

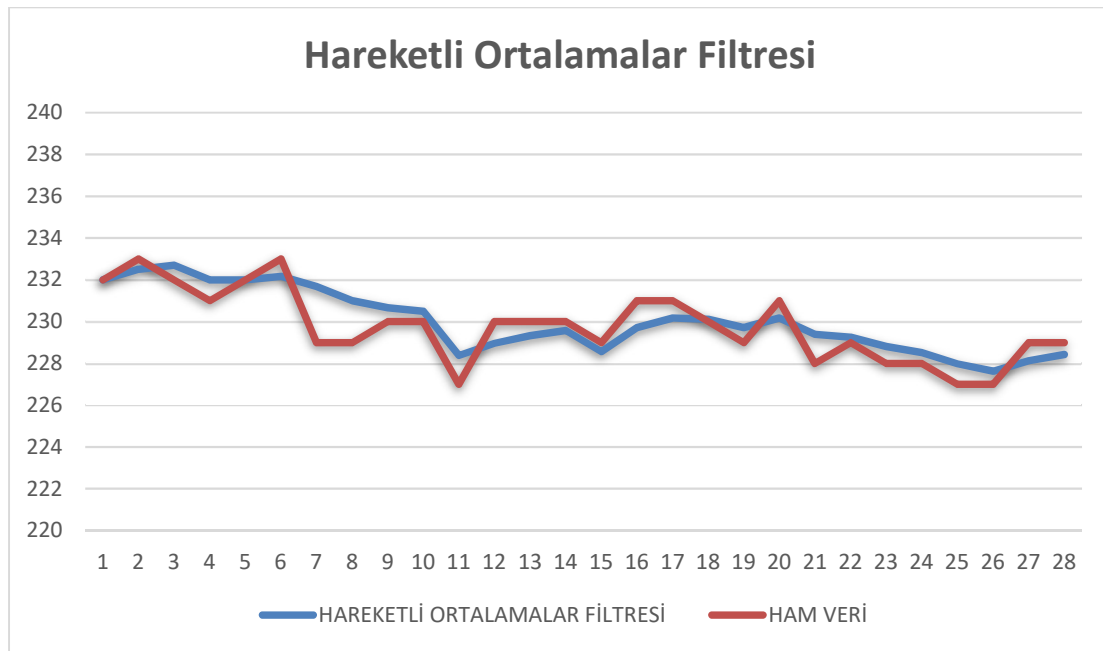
Resim 4.2’deki filtrelenmemiş verilerin hata payını minimize etmek için Kalman filtresi lidar mesafe algılayıcıdan elde edilen ölçüm verilerine uygulanmıştır. Filtrelenmemiş veriler, otonom aracın tek bir doğrultuda ilerlemesinden dolayı düşük bir hata payına sahip olsa da Kalman filtresinden geçirildikten sonra koridordaki köşelerin belirginleştiği gözlemlenmiştir. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda üç boyutlu SLAM uygulamaları sırasında da Kalman filtresinin başarısı test edilmiştir. Ayrıca SLAM problemlerinde sıkça kullanılan GKF algoritması ve doğrusal ölçümlerin filtrelenmesinde başarılı bir algoritma olan medyan filtre algoritması da hareketli ortalamalar filtresinin sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır.

Algılayıcı ölçümleri sırasında alınan bazı değerler ilk olarak hareketli ortalamalar filtresinden geçirilmiştir. Ham ölçüm verilerinin ve filtrelenmiş verilerin bazılarının kıyaslanması Çizelge 4.1’de gösterilmiştir. Şekil 4.1’de ise hareketli ortalamalar filtresinin algılayıcı ölçümleri üzerindeki etkisi gösterilmiştir.

Çizelge 4.1. Hareketli ortalamalar filtresi ile filtrelenen ölçüm verileri

İTERASYON	HAM VERİ	HAREKETLİ ORTALAMALAR FİLTRESİ
1	232	232
2	233	232,5
3	232	232,7
4	231	232
5	232	232
6	233	232
7	229	232
8	229	231
9	230	231
10	230	230,5
11	227	228
12	230	229
13	230	229
14	230	229,57
15	227	228,55

Uzaklık ölçümleri, robota olan gerçek uzaklığı 228 santimetre olan bir noktanın lidar algılayıcı ile ölçülmesi sonucu elde edilmiştir. Ölçümlerden elde edilen ham verilere hareketli ortalamalar filtresi uygulanmasından sonra oluşan sonuçların gerçek uzaklık değerine daha yakın olduğu görülmüştür.



Şekil 4.1. Hareketli ortalamalar filtresinin ham verilere etkisi

Şekil 4.1'deki değerler hareketli ortalamalar filtresinin doğrusal ölçümlerde hata payını düşürdüğünü göstermektedir.

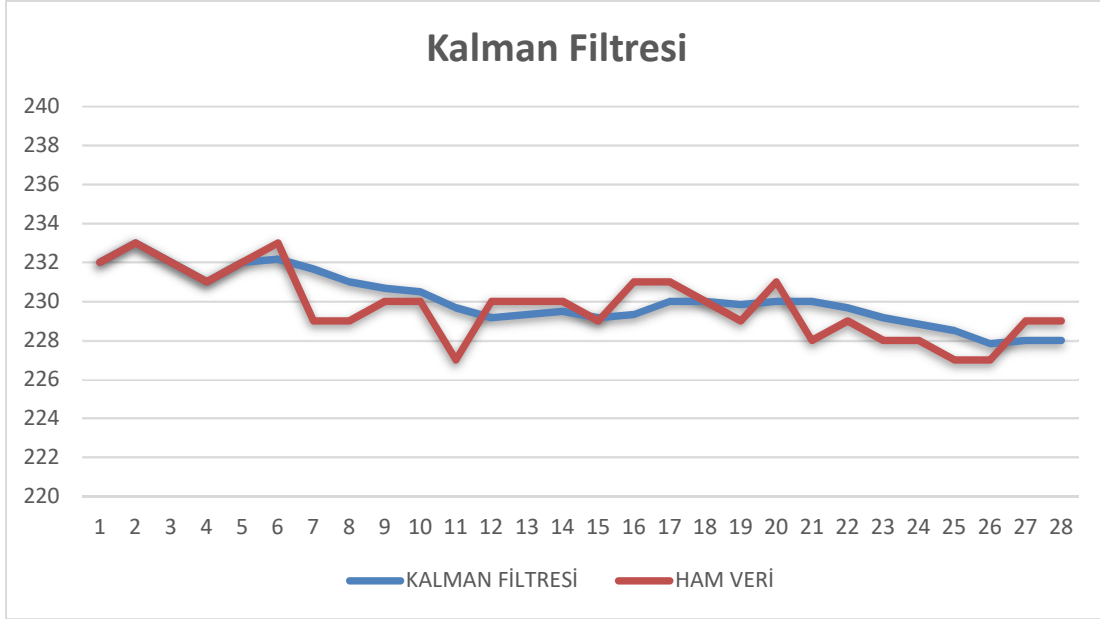
Hareketli ortalamalar filtresi algoritmasının geçmişte yapılan SLAM uygulamalarında kullanılan filtreleme algoritmaları ile karşılaştırılması sonucu, diğer filtrelere alternatif olabileceği; hatta doğrusal ölçümlerde gürültüleri gidermede daha başarılı olduğu görülmüştür. Hareketli ortalamalar filtresinin en büyük avantajı iterasyon sayısı arttıkça ani veri değişimlerinin etkisinin azalmasıdır.

Aynı ölçüm verilerine Kalman filtresi, GKF ve medyan filtre algoritmaları uygulanarak başarımları karşılaştırılmıştır. Çizelge 4.2'de ham veri setine Kalman filtresi uygulandıktan sonra elde edilen değerler gösterilmiştir. Şekil 4.2'de ise Kalman filtresinin iterasyon sayısına bağlı olarak veriler üzerindeki etkisi incelenmiştir.

Çizelge 4.2. Kalman filtresi ile filtrelenen ölçüm verileri

İTERASYON	HAM VERİ	KALMAN FİLTRESİ
1	232	232
2	233	233
3	232	232
4	231	231
5	232	232
6	233	232
7	229	232
8	229	231
9	230	231
10	230	230,5
11	227	230
12	230	229
13	230	229
14	230	229,5
15	229	229

Çizelge 4.2'den yola çıkılarak 15 iterasyonun Kalman filtresinin yüksek başarı göstermesi için yeterli olmadığı sonucuna varılmıştır. Çıkış değeri 229 santimetre olmuştur. Hareketli ortalamalar filtresinin çıkış değeri ile karşılaştırıldığında 0,5 santimetre daha yüksek hata payına sahip olduğu görülmüştür.

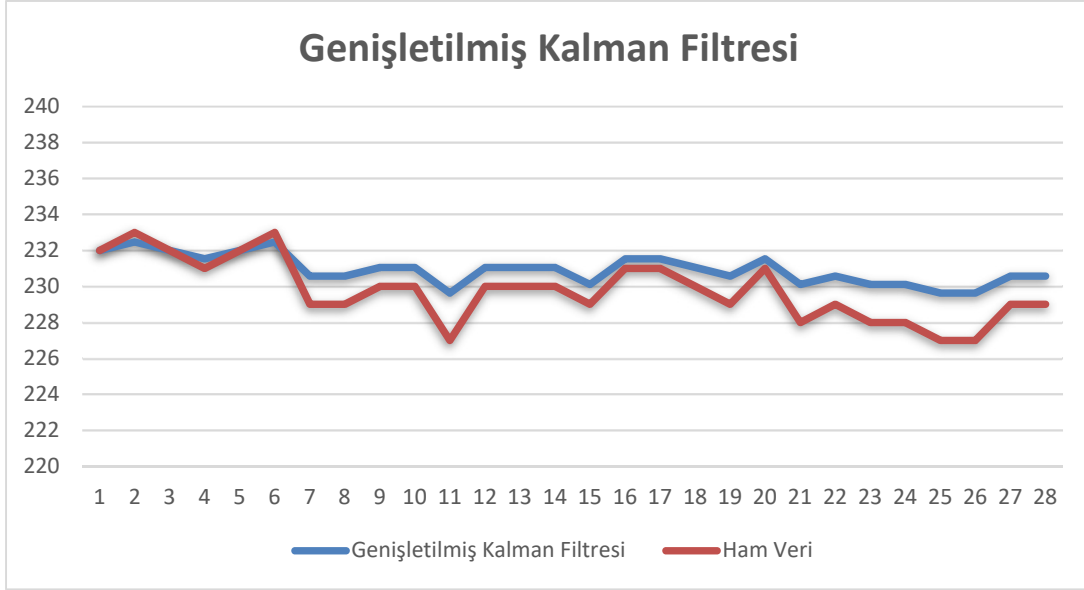


Şekil 4.2. Kalman filtresinin ham verilere etkisi

Kalman filtresinin sonuçlarının ardından SLAM problemlerinde oldukça fazla kullanılan GKF algoritması da aynı veri setine uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, GKF'nin doğrusal veri setlerindeki başarısının oldukça düşük olduğunu göstermiştir. Çizelge 4.3'te GKF'nin ham veri setine uygulanmasından sonra elde edilen sonuçlar ve Şekil 4.3'te GKF'nin iterasyon sayısına bağlı olarak etkisi gösterilmiştir.

Çizelge 4.3. Genişletilmiş kalman filtresi ile filtrelenen ölçüm verileri

İTERASYON	HAM VERİ	GENİŞLETİLMİŞ KALMAN FİLTRESİ
1	232	232
2	233	232,4736842
3	232	232
4	231	231,5263158
5	232	232
6	233	232,4736842
7	229	230,5789474
8	229	230,5789474
9	230	231,0526316
10	230	231,0526316
11	227	229,631579
12	230	231,0526316
13	230	231,0526316
14	230	231,0526316
15	229	230,1052632



Şekil 4.3. Genişletilmiş kalman filtresinin ham verilere etkisi

Şekil 4.3 incelendiğinde GKF algoritmasının ilk iterasyonlardaki ham ölçüm verilerine bağlı kaldığı ve değişen değerlerden fazla etkilenmediği görülmüştür. Çizelge 4.3 incelendiğinde ise ham verilerden bağımsız olarak GKF algoritmasının sonuçlarının 15 iterasyonda gerçek mesafe değerinden uzaklaştığı görülmüştür. Bu algoritma konum buldurma uygulamalarında olasılıksal hesap yapmak için kullanılabilir ancak doğrusal hesaplamalarda başarı oranı düşüktür.

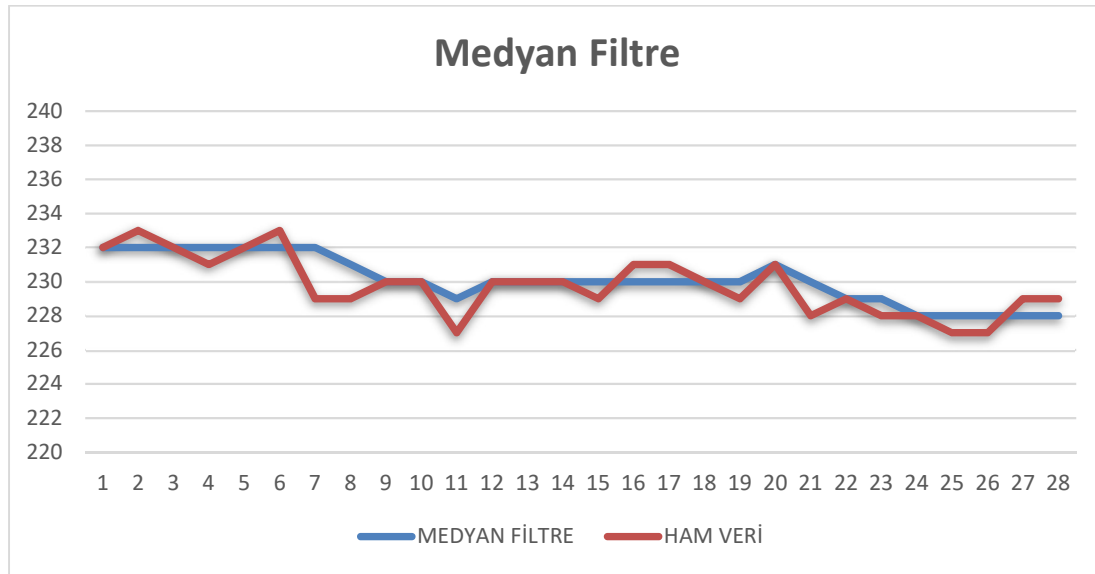
Ham ölçüm verilerine, SLAM problemlerinde geçmiş çalışmalarda tercih edilmeyen Medyan Filtre algoritması da uygulanmıştır. Basit ve ani değişimlerden etkilenebilen bir yapıya sahip olması nedeniyle tercih edilmemiştir ancak doğrusal hesaplamalarda başarı oranı yüksek olan bir filtreleme algoritmasıdır. Çizelge 4.4'te Medyan Filtre algoritmasının sonuçları ve Şekil 4.4'te iterasyon sayısına bağlı olarak veriler üzerindeki etkisi gösterilmiştir.

Çizelge 4.4. Medyan filtre ile filtrelenen ölçüm verileri

İTERASYON	HAM VERİ	MEDYAN FİLTRE
1	232	232
2	233	232
3	232	232
4	231	232
5	232	232
6	233	232

Çizelge 4.4. (Devam) Medyan filtre ile filtrelenen ölçüm verileri

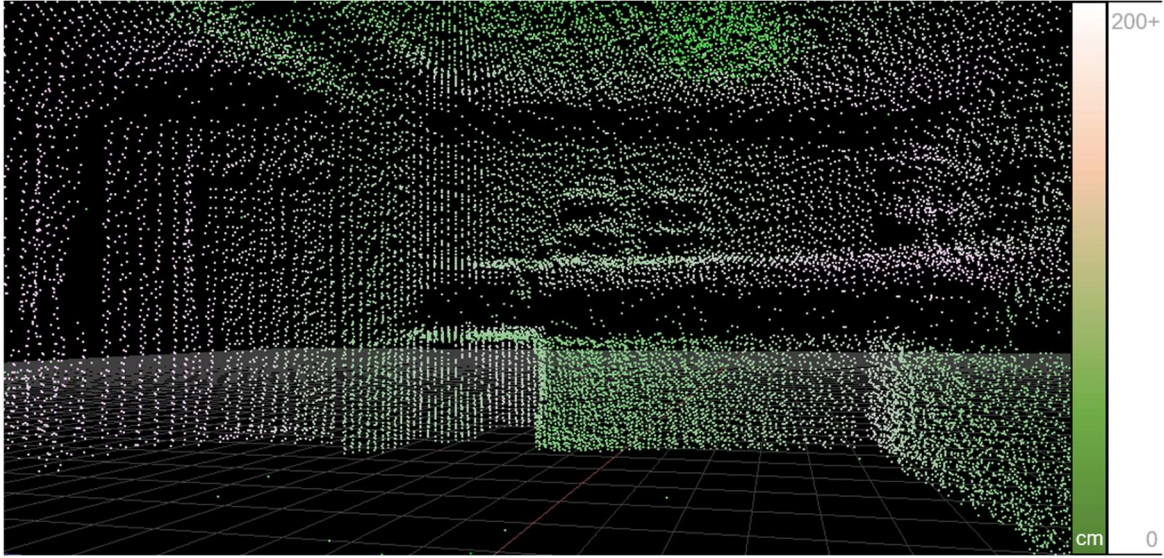
7	229	232
8	229	231
9	230	230
10	230	230
11	227	229
12	230	230
13	230	230
14	230	230
15	229	230



Şekil 4.4. Medyan filtrenin ham verilere etkisi

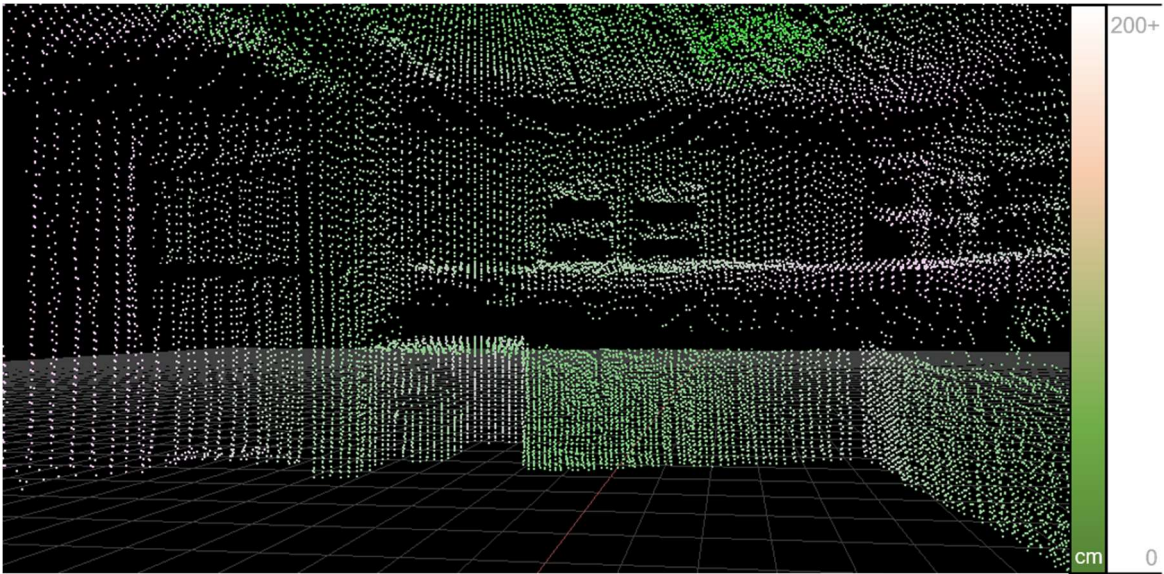
Çizelge 4.4 incelendiğinde medyan filtre algoritmasının 15 iterasyonda gerçek mesafe değerinden hareketli ortalamalar filtresi ve Kalman filtresine göre daha uzak olduğu görülmüştür. Ancak Şekil 4.4 incelendiğinde medyan filtrenin yüksek iterasyonlarda başarılı olabileceği görülmüştür.

Elde edilen bulgular sonucunda filtrelerin etkilerinin daha net görülebilmesi için filtreleme algoritmaları tüm veri setine çizdirme esnasında uygulanmıştır. Ham ölçüm verilerinin filtreleme olmadan nokta bulutu tabanlı ortam modellemesi Resim 4.3'te gösterilmiştir. Hareketli ortalamalar filtresi, Kalman filtresi, GKF ve medyan filtrenin tüm veri setine uygulanması sonucu oluşan nokta bulutu tabanlı ortam modelleri sırasıyla Resim 4.4, Resim 4.5, Resim 4.6 ve Resim 4.7'de gösterilmiştir.

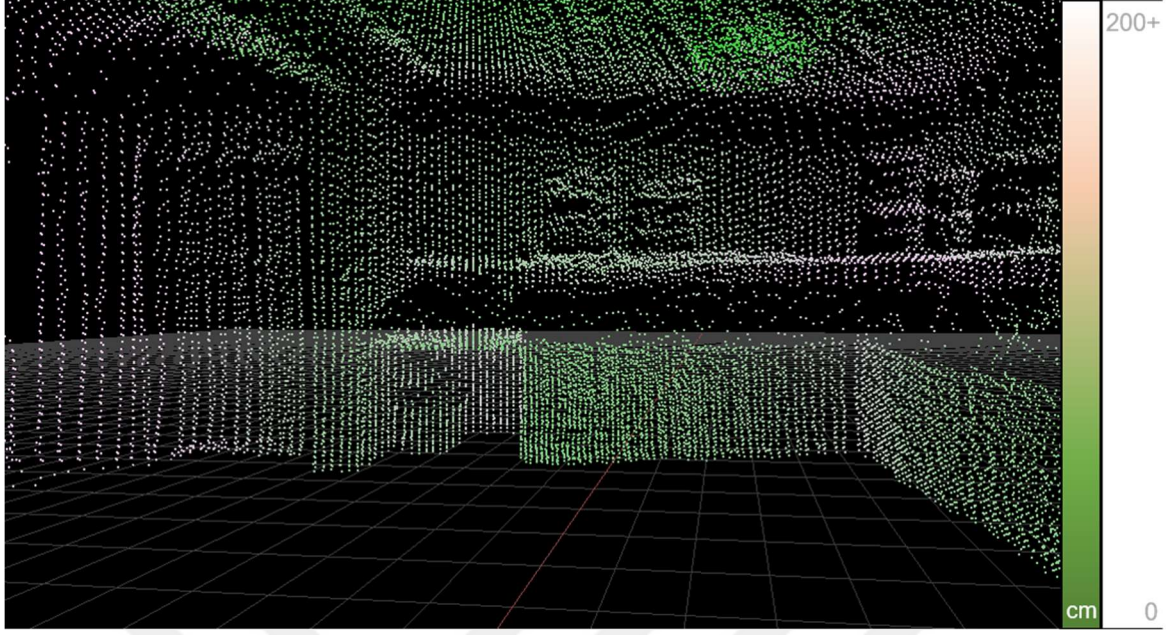


Resim 4.3. Ham veriden elde edilen görüntü

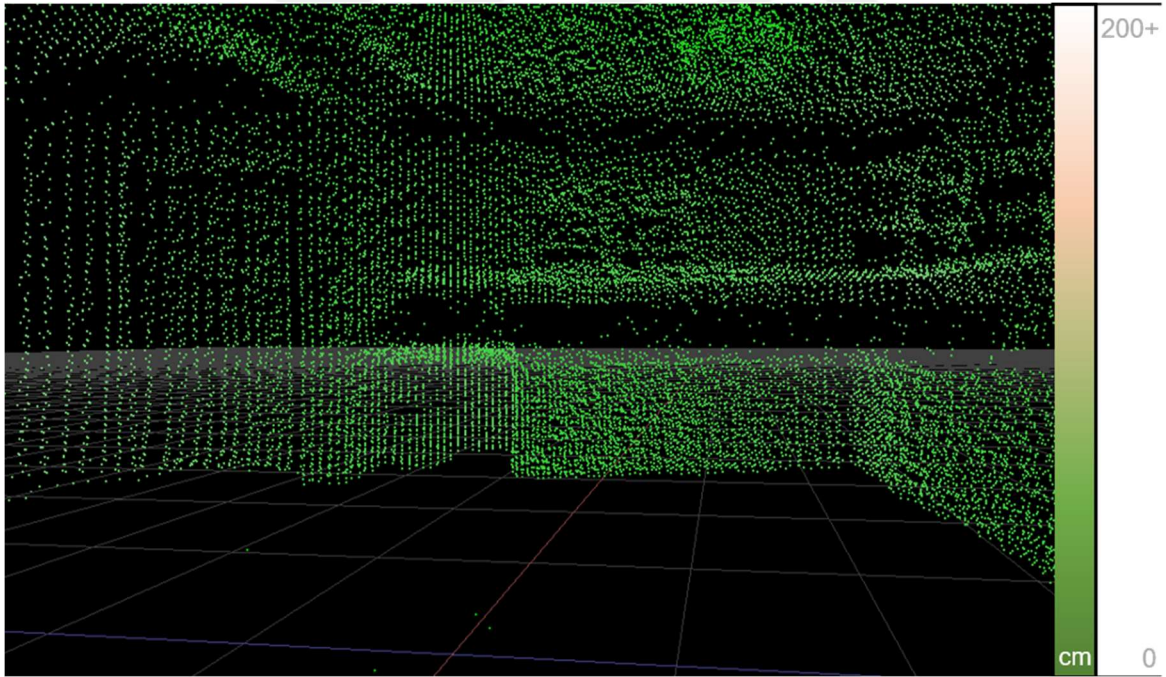
Resim 4.3 incelendiğinde ham verilerden elde edilen nokta bulutu tabanlı modellemede ayrıntılar kısmen fark edilmektedir. Ayrıntı düzeyinin artması için görüntüdeki gürültülerin temizlenmesi gerekmektedir. Gürültü giderme işlemi ölçümler sırasında lidar algılayıcının aynı noktadan aldığı bir dizi mesafe verisi üzerinde bahsedilen filtreleme algoritmalarının uygulanmasıyla gerçekleştirilmiştir. Karşılaştırma sonucunda filtreleme adımının SLAM problemlerinin çözümünde en önemli adımlardan biri olduğu görülmüştür.



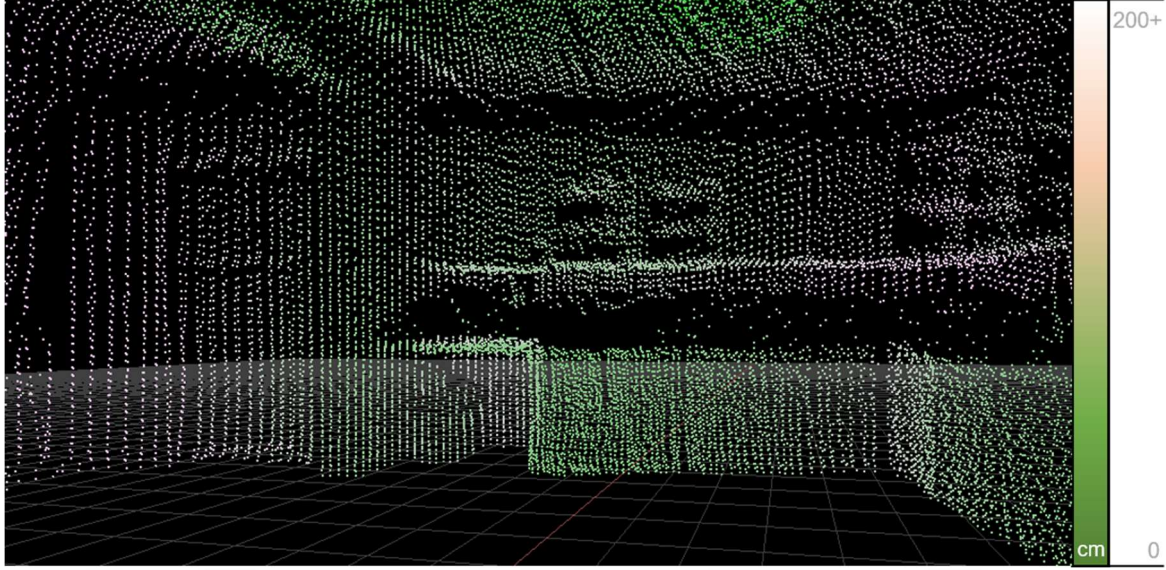
Resim 4.4. Hareketli ortalamalar filtresinin ölçümlere etkisi



Resim 4.5. Kalman filtresinin ölçümlere etkisi



Resim 4.6. Genişletilmiş kalman filtresinin ölçümlere etkisi



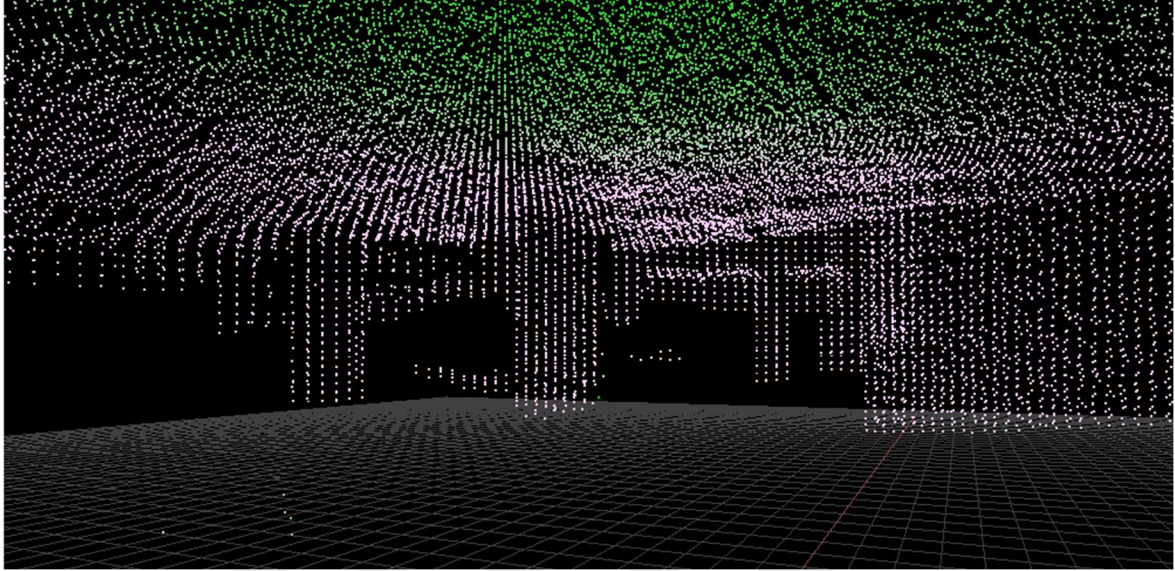
Resim 4.7. Medyan filtrenin ölçümlere etkisi

Resimler incelendiğinde en başarılı sonucun hareketli ortalamalar filtresi algoritmasından elde edildiği görülmüştür. GKF algoritmasının görüntü üzerindeki gürültüleri kısmen azaltsa da nesnelere ve kenarları netleştirmekte Kalman filtresinin gerisinde kaldığı gözlemlenmiştir. Bunun nedeni otonom robot hareket halindeyken ölçüm değerlerinin gösterdiği değişkenliktir. Medyan filtresinin GKF'ye göre daha başarılı bir sonuç ürettiği görülmüştür. Ayrıca GKF ile filtrelenen veriler ile oluşturulan modelin hacim olarak daha düşük bir alan kapladığı, bu nedenle gerçek verilerden daha küçük mesafe verilerinin oluştuğu gözlemlenmiştir. Hareketli ortalamalar filtresinin ise kullanılan diğer filtrelere göre çok daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır.

GKF algoritmasının model görüntüsündeki şekilleri ve nesnelere küçülttüğü görülmüştür. Doğrusal olmayan bir filtreleme algoritması olduğundan doğrusal çizimlerde başarısız olmuştur. GKF'nin bu tezde uygulanan yöntem için uygun bir filtreleme yöntemi olmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

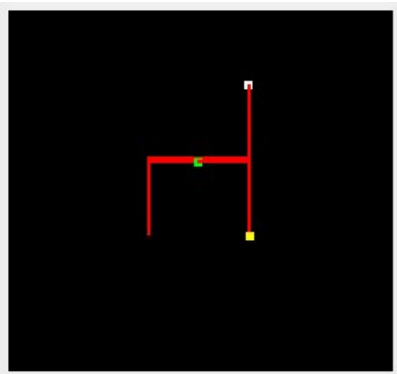
Yapılan ölçümler 12 metrekarelik kapalı bir alanda gerçekleştirilmiştir. Küçük alanlarda elde edilen modeller daha sık noktalarla oluşmaktadır ve nesnelere modele daha belirgin bir şekilde yerleştirilebilmektedir. Daha geniş alanlarda yapılan ölçümlerde büyük nesnelere ayırt edilebilmeleri daha kolaydır. Ancak küçük nesnelere ayırt edilebilmeleri daha düşüktür. Resim 4.8'de 100 metrekarelik bir alan olan İskenderun Teknik Üniversitesi (İSTE) Mühendislik Bilgisayar Mühendisliği binası zemin katından alınan ortam modeli gösterilmiştir. Bina

içerisindeki kolon ve duvarların hareketli ortalamalar filtresi algoritması ile net olarak ve sapmalar olmadan modellendiği görülmüştür.

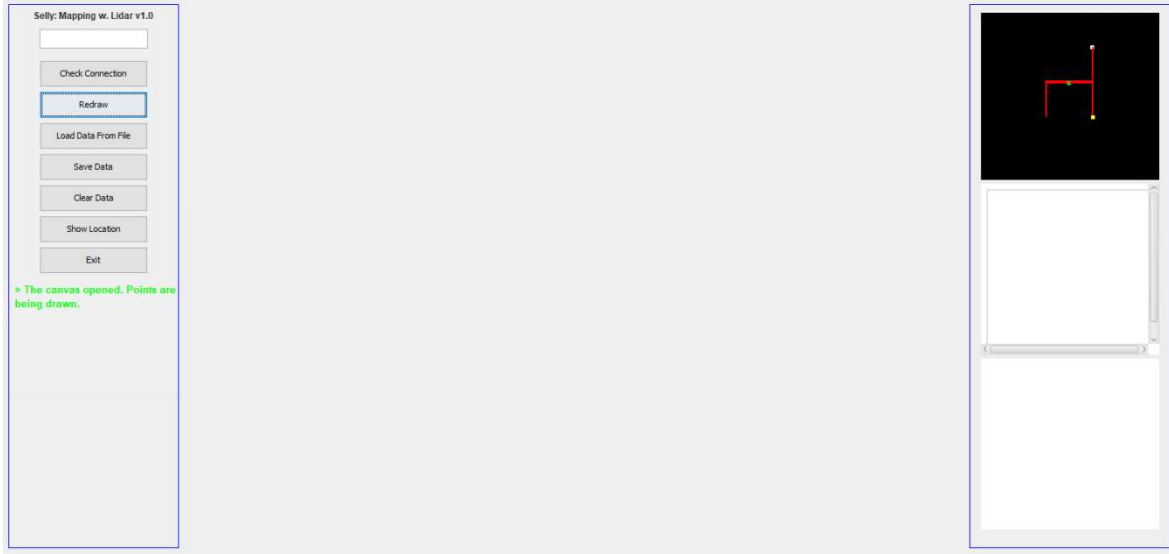


Resim 4.8. İSTE Makine-Bilgisayar Müh. binası zemin kat modeli

Farklı büyüklükteki alanların farklı bakış açılarından çeşitli ortam modelleri alınmıştır. Geliştirilen otonom robot ile üç simetrik noktadan ölçüm alımı yapılarak 40 metre çapında bir alan taranabilmektedir. Ortamdan ölçümler alınırken otonom robotun pozisyonu da tespit edilmiştir. Robotun her adımında sahnenin orijin noktası değiştirilmiştir ve sonuçlar model üzerinde gösterilmiştir. Ayrıca tasarlanan masaüstü yazılımda ek bir bölümde otonom robotun yaptığı rota gösterilmiştir. Resim 4.9’da otonom robotun rotasının çizdirilmesi ve Resim 4.10’da rotanın masaüstü yazılımı üzerindeki görüntüsü gösterilmiştir.

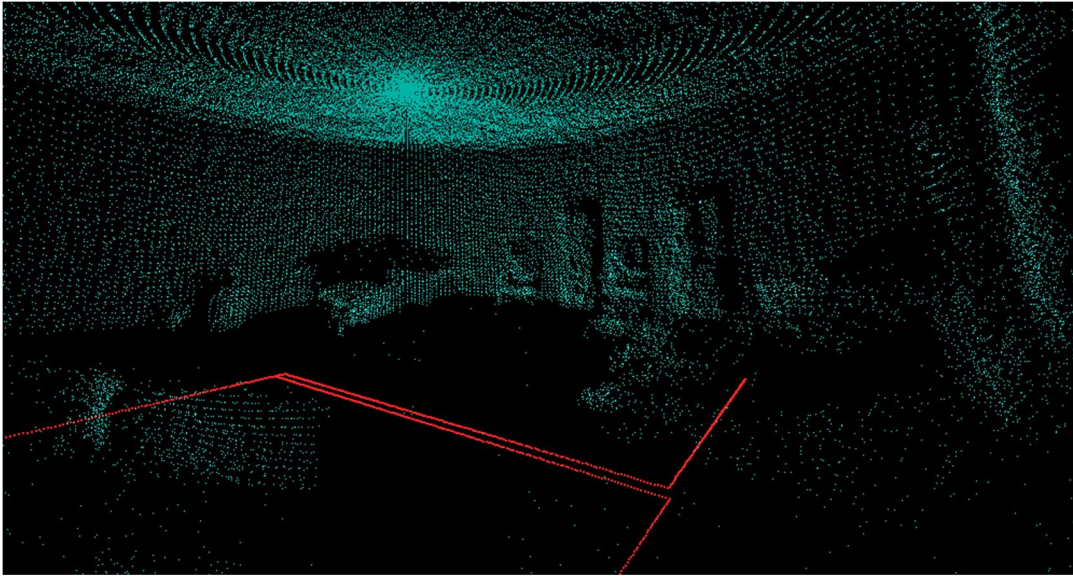


Resim 4.9. Otonom robotun rotası



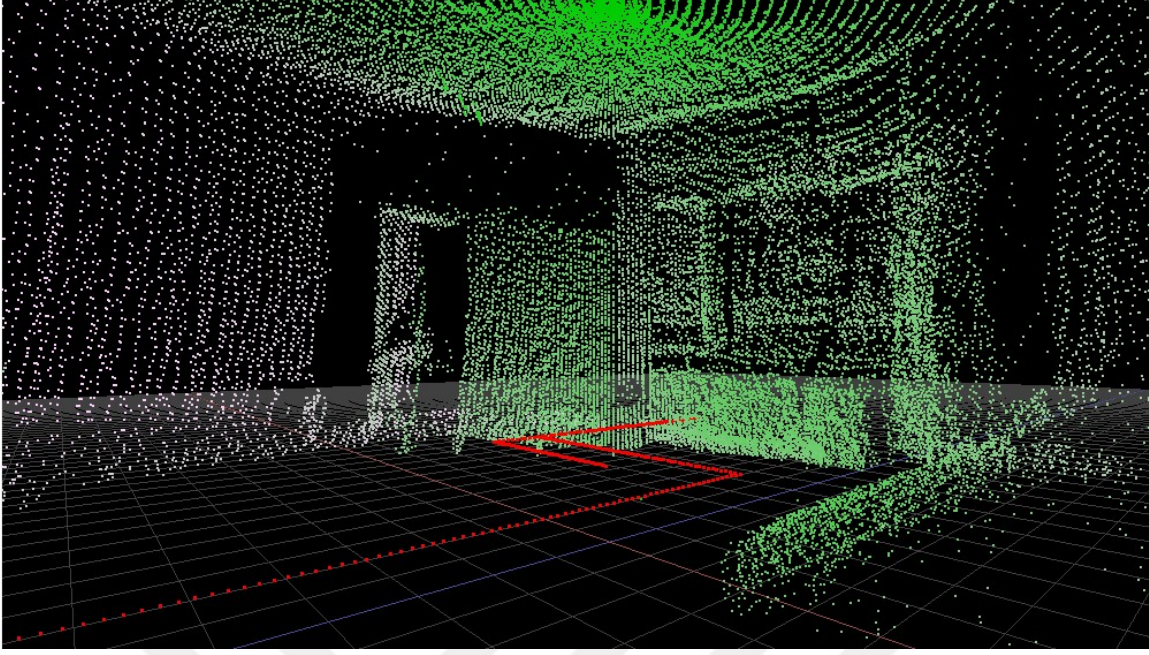
Resim 4.10 Otonom robotun rotasının masaüstü yazılımında gösterilmesi

Robotun rotası ayrıca üç boyutlu ortam modeli üzerinde de anlık olarak görüntülenebilmektedir. Resim 4.11’de otonom robot tarafından taranan İSTE Biyomedikal Laboratuvarına ait ortam modeli, robotun rotası ile birlikte gösterilmektedir. Kırmızı noktalar ile oluşturulan şekil robotun her adımında güncellenerek rotayı oluşturmaktadır.



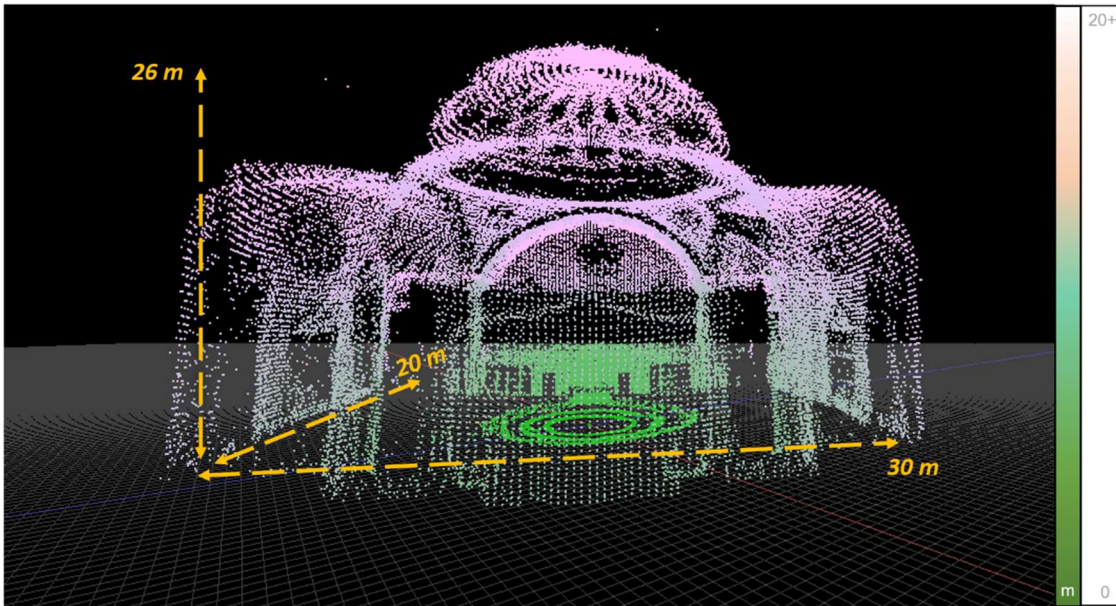
Resim 4.11. İSTE Biyomedikal Laboratuvarı modeli

Resim 4.12’de 16 metrekarelik bir odadan alınan ölçümlerle oluşturulan modelleme gösterilmiştir.



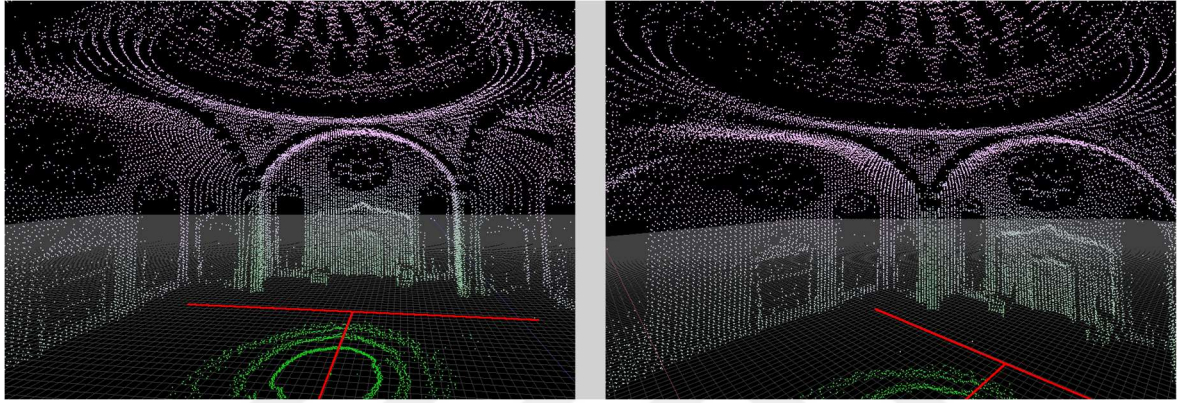
Resim 4.12. Oda modeli

Lidar algılayıcı yüksek menzile sahip olduğundan yapılan ölçümlerin mesafeleri de oldukça yüksek olmuştur. Resim 4.13'te otonom robotun bir cami içerisinde yaptığı ölçümler ile oluşturulan üç boyutlu modelleme gösterilmektedir. Ölçümler caminin zemininden alınmasına rağmen neredeyse bütün mimari özellikler fark edilmiştir. Otonom robot binanın yüksekliğini 26 metre, uzunluğunu 30 metre ve genişliğini 20 metre olarak ölçmüştür.



Resim 4.13. Cami modeli

Modeldeki kubbenin gerçek çap değeri 18 metredir. Otonom robot ile ölçülen değer ise 18,02 metredir. Resim 4.13'te gösterilen renk aralığı, noktaların cami modelinin zemininin merkezine olan uzaklığına göre belirlenmiştir. Oluşturulan cami modelinin farklı açılardan alınan görüntüleri Resim 4.14'te gösterilmiştir. Model incelendiğinde motiflerin ve kıvrımların rahatlıkla ayırt edilebildiği, dolayısıyla kullanılan yöntemlerin oldukça başarılı sonuçlar ürettiği görülmüştür. Otonom robot cami içerisinde toplam 83,5 metre mesafe katetmiştir.



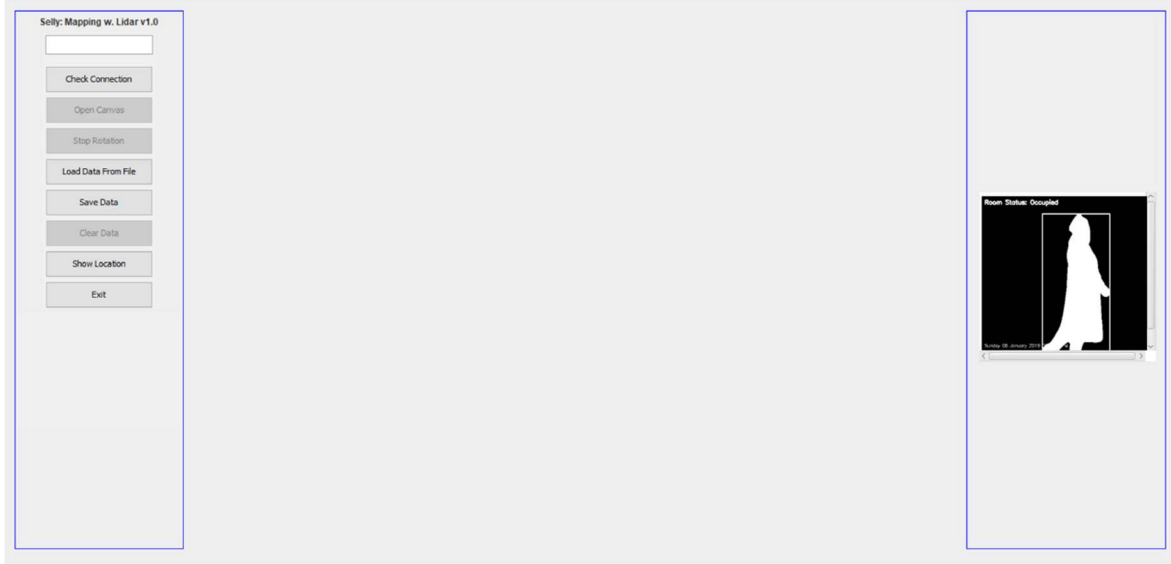
Resim 4.14. Cami modelinin farklı açılardan görünümü

Ölçümler sırasında hareketli nesnelere kaynaklanan gürültülerin oluşmasını engellemek için görüntü işleme yöntemlerinden biri olan görüntü matrisleri farkı yöntemi kullanılarak hareketli nesnelere bulunduğu bölgelerden ölçüm alınması ortam statik hale gelene kadar duraklatılmıştır. Resim 4.15'te hareket algılama algoritmasının dinamik bir ortamda hareketli bir nesnenin geçişi sırasında elde ettiği görüntü gösterilmiştir. Algoritma, ortamdaki insan figürünü net bir şekilde tespit etmiştir ve lidar algılayıcısının durum tekrar statik hale gelene kadar ölçüm almasını engellemiştir.



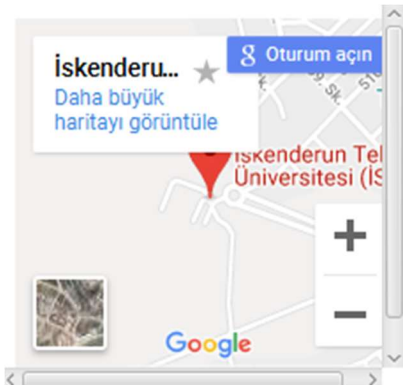
Resim 4.15. Hareket algılama algoritması ile hareketli nesne tespiti

Resim 4.16’da geliştirilen masaüstü uygulamada hareketli nesnelerin tespiti ve takibi gösterilmiştir.



Resim 4.16. Hareketli nesne tespiti ve masaüstü uygulamada gösterimi

Otonom robot, bir ortama girmeden önce dünya üzerindeki küresel konum bilgisini GPS modül üzerinden elde etmiştir. Son aldığı konum bilgisi kaydedilmiştir ve ölçümler sırasında, geliştirilen masaüstü yazılım üzerinde gösterilmiştir. Raspberry Pi üzerinde GPS modülden elde edilen konum bilgisi alınarak Google Haritalar ile gösterilebilmek için uygun hale getirilmiştir. Resim 4.17’de GPS modül ile elde edilen konum bilgisinin Google Haritalar üzerinden alınan harita görüntüsü ve Resim 4.18’de harita bilgisinin masaüstü uygulama üzerindeki görüntüsü gösterilmiştir.

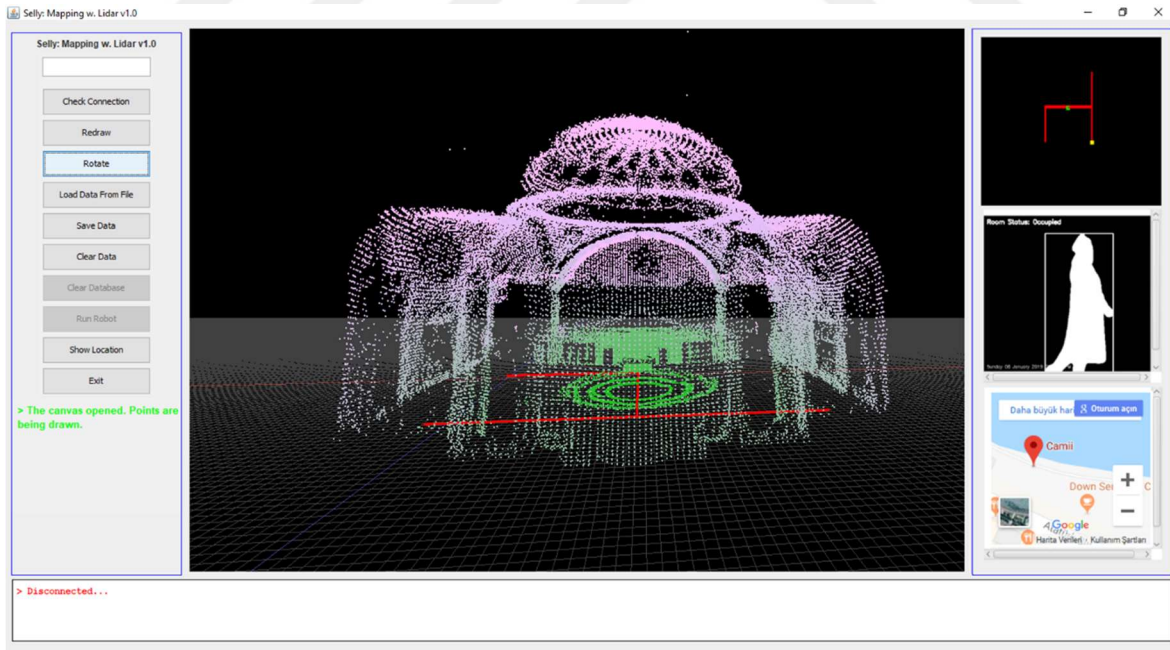


Resim 4.17. Konum bilgisinin gösterilmesi



Resim 4.18. Harita bilgisinin masaüstü uygulamada gösterilmesi

Elde edilen sonuçların tamamı masaüstü uygulama üzerinden anlık olarak takip edilebilmekte ve daha sonra kullanılmak üzere kaydedilebilmektedir. Resim 4.19’da bütün ölçümlerin ve görüntülerin masaüstü uygulamadaki durumu gösterilmiştir.



Resim 4.19. Uygulama genel görünümü

5. SONUÇLAR

Bu tezde eş zamanlı konum belirleme ve haritalama problemlerine yeni bir yaklaşım ile çözüm getirilmiştir. Geçmiş çalışmalar incelenerek çözülemeyen sorunlara farklı yaklaşımlar sunulmuştur. Ortam modeli çıkarımı için nokta bulutu tabanlı bir haritalama yöntemi kullanılmıştır. Mesafe ölçümü bir lidar mesafe algılayıcı olan Lidar Lite V3 ile gerçekleştirilmiştir. Algılayıcı verilerinde oluşan hatalar, hareketli ortalamalar filtresi kullanılarak giderilmiştir. Filtrelenmiş veriler SLAM uygulamalarında geçmişte kullanılan filtreler ile karşılaştırılmıştır ve önerilen yöntemin diğer filtrelere göre daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır.

İç mekân haritalamada otonom robot ortamın merkezi ve iki simetrik köşesini tespit ederek farklı perspektiflerden taramalar gerçekleştirmiştir. Bu sırada robotun ortam içerisinde yaptığı hareketler dijital pusula ve tekerleklerdeki döner kodlayıcılar ile tespit edilmiştir. Hareket tespitinde kullanılan materyallerden alınan verilerin doğruluğunu arttırmak için iki materyalden alınan veriler hareketli ortalamalar filtresinden geçirilmiş ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak optimum sonuca ulaşılması sağlanmıştır.

Modellemesi sırasında ölçümlerin ortamdaki hareketli nesnelere etkilenmemesi için bir kamera yardımı ile alınan resim verileri üzerinde, görüntü matrisleri farkı yöntemi kullanılarak ortamdaki hareketin tespit edilmesi sağlanmıştır. Ölçüm alınan noktada hareket tespit edilmesi durumunda haritalama işlemi duraklatılmıştır ve ortamın eski durumuna dönmesi beklenmiştir. Ortam eski haline döndükten sonra işlemler kaldığı yerden devam etmiştir. Haritalama ve konum buldurma işlemleri sırasında otonom robota hiçbir şekilde müdahale edilmemiştir.

Son olarak otonom robotun iç mekâna girmeden önce bir GPS modül yardımıyla dünya üzerindeki gerçek konumu tespit edilmiştir.

Tüm işlemler Java platformunda geliştirilen OpenGL destekli masaüstü yazılımında görüntülenmiştir. Verilerin masaüstü yazılımına aktarılması, Wi-Fi üzerinden iletişim kurulan robotun veri tabanına erişilerek gerçekleştirilmiştir.

KAYNAKLAR

- Açikel, S., & Gökçen A. (2018a). Slam problemlerinde kullanılan filtrelerin karşılaştırılması. *I. Uluslararası Mersin Sempozyumu, 1(2)*, 31-41, Mersin.
- Açikel, S. & Gökçen A. (2018b). Otonom robotlarda lidar kullanılarak iki boyutlu çevre haritalama ve rota takibi. *IV. INES International Academic Research Congress (INES - 2018)*, Antalya.
- Akimoto, K., Kameda, S., & Suematsu, N. (2018). Optimum Allocation Scheme for User Fairness of Location-Based Virtual Sector Method Solving Hidden Terminal Problem in WLAN. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*.
- Alp, O. (2008). *Gezgin robotlarda eş anlı haritalama ve konum belirleme* (Master's thesis, Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Ankışhan, H., & Murat, E. F. E. (2010). Eşzamanlı konum belirleme ve harita oluşturmaya Kalman filtre yaklaşımları. *DÜMF Mühendislik Dergisi, 1(1)*, 13-20.
- Ataş, Y. (2010). *Gezgin robot sistemlerinde konumlandırma ve haritalama* (Master's thesis, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Atilla, M. (2007). *Building an Autonomous Wheeled Robot and Mapping* (Doctoral dissertation).
- Balcılar, M., Yavuz, S., Amasyalı, M. F., Uslu, E., & Çakmak, F. (2017). R-slam: resilient localization and mapping in challenging environments. *Robotics and Autonomous Systems, 87*, 66-80.
- Brooks, R. A. (1986). *Achieving Artificial Intelligence through Building Robots* (No. AI-M-899). MASSACHUSETTS INST OF TECH CAMBRIDGE ARTIFICIAL INTELLIGENCE LAB.
- Cadenas, J. O., Megson, G. M., & Sherratt, R. S. (2015). Median filter architecture by accumulative parallel counters. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 62(7)*, 661-665.
- Carlone, L., Tron, R., Daniilidis, K., & Dellaert, F. (2015, May). Initialization techniques for 3D SLAM: a survey on rotation estimation and its use in pose graph optimization. In *Robotics and Automation (ICRA), 2015 IEEE International Conference on* (pp. 4597-4604). IEEE.
- Choi, H., Yang, K. W., & Kim, E. (2014). Simultaneous global localization and mapping. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 19(4)*, 1160-1170.
- Classon, J. (2006). *Map Building using Mobile Robots*.
- Çakır, B. (2008). *Tekerlekli Otonom Robotlar İçin Görüntü İşleme Tabanlı Bir Haritalama Algoritması Geliştirilmesi* (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).

- Çiviciğolu, P., Karkınlı, A.E., Keskinöğlü, A., Atasever, Ü.H., Kurban, T., Beğdok, E. & Özkan, C. (2014). Nokta bulutlarının filtrelenmesinde koloni-arama algoritmasının kullanımı *V. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemler i Sempozyumu (UZAL-CBS 2014)*.
- Dissanayake, M. G., Newman, P., Durrant-Whyte, H. F., Clark, S., & Csorba, M. (2000). An experimental and theoretical investigation into simultaneous localisation and map building. In *Experimental robotics VI* (pp. 265-274). Springer, London.
- Droeschel, D., Schwarz, M., & Behnke, S. (2017). Continuous mapping and localization for autonomous navigation in rough terrain using a 3D laser scanner. *Robotics and Autonomous Systems*, 88, 104-115.
- Dubé, R., Gawel, A., Sommer, H., Nieto, J., Siegwart, R., & Cadena, C. (2017, September). An online multi-robot slam system for 3d lidars. In *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2017 IEEE/RSJ International Conference on* (pp. 1004-1011). IEEE.
- Ersöz, F. E. (2007). *Lazer Mesafe Ölçüm Sistemli Otonom Robotlarda Kalman Filtresi Tabanlı Eşzamanlı Lokalizasyon Ve Haritalama* (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Fabresse, F. R., Caballero, F., Maza, I., & Ollero, A. (2018). An efficient approach for undelayed range-only SLAM based on Gaussian mixtures expectation. *Robotics and Autonomous Systems*, 104, 40-55.
- Fernández, L., Payá, L., Reinoso, O., & Jimenez, L. M. (2014). Appearance-based approach to hybrid metric-topological simultaneous localisation and mapping. *IET Intelligent Transport Systems*, 8(8), 688-699.
- Freedman, J. (2011). *Robots Through History (Robotics)*. Rosen Central.
- Geusebroek, J. M., Smeulders, A. W., & van de Weijer, J. (2002, May). Fast anisotropic gauss filtering. In *European Conference on Computer Vision* (pp. 99-112). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Gil, A., Juliá, M., & Reinoso, Ó. (2015). Occupancy grid based graph-SLAM using the distance transform, SURF features and SGD. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 40, 1-10.
- Golestan, S., Ramezani, M., Guerrero, J. M., Freijedo, F. D., & Monfared, M. (2014). Moving average filter based phase-locked loops: Performance analysis and design guidelines. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 29(6), 2750-2763.
- Goyer, G. G., & Watson, R. (1963). The laser and its application to meteorology. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 44(9), 564-570.
- Guard, U. C. (1996). Navigation center's navstar gps user equipment introduction.
- Habibov, A. (2011). *Gezgin robotlarla eş zamanlı konum belirleme ve haritalama* (Doctoral dissertation, YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü).

- Hahnel, D., Triebel, R., Burgard, W., & Thrun, S. (2003, September). Map building with mobile robots in dynamic environments. In *Robotics and Automation, 2003. Proceedings. ICRA'03. IEEE International Conference on* (Vol. 2, pp. 1557-1563). IEEE.
- Havangi, R., Taghirad, H. D., Nekoui, M. A., & Teshnehlab, M. (2014). A square root unscented FastSLAM with improved proposal distribution and resampling. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(5), 2334-2345.
- He, B., Ying, L., Zhang, S., Feng, X., Yan, T., Nian, R., & Shen, Y. (2015). Autonomous navigation based on unscented-FastSLAM using particle swarm optimization for autonomous underwater vehicles. *Measurement*, 71, 89-101.
- Holý, B. (2018). Registration of lines in 2D LIDAR scans via functions of angles. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 67, 436-442.
- Hunter, J. J. (2018). Kemeny's Function for Markov Chains and Markov Renewal Processes. *arXiv preprint arXiv:1802.08330*.
- Ingrand, F., & Ghallab, M. (2017). Deliberation for autonomous robots: A survey. *Artificial Intelligence*, 247, 10-44.
- Jo, H., Cho, H. M., Jo, S., & Kim, E. (2018). Efficient Grid-Based Rao-Blackwellized Particle Filter SLAM With Interparticle Map Sharing. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 23(2), 714-724.
- Jury, E. I. (1964). Theory and Application of the z-Transform Method.
- Kanaan, M., & Kuş, Z. A. (2018). Mobil robotların bina içi koşullarda ulaşma zamanı kullanılarak kablosuz lokalizasyonu. *Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 7(1), 99-119.
- Kim, H. D., Kim, D. W., & Sim, K. B. (2006, October). Simultaneous localization and map building using vision camera and electrical compass. In *SICE-ICASE, 2006. International Joint Conference* (pp. 5915-5918). IEEE.
- Kuleli, A. (2009). *Mobil Robotlarda Parçacık Filtresi Kullanarak Eş Zamanlı Lokalizasyon Ve Haritalama* (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Lana, A. (2001). *Kalman Filtresi Ve Olasılıksal Veri İlişkilendirme Yöntemlerini Kullanan Çoklu Hedef İzleme Algoritmaları* (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Li, B., Yang, L., Xiao, J., Valde, R., Wrenn, M., & Leflar, J. (2018). Collaborative Mapping and Autonomous Parking for Multi-Story Parking Garage. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*.
- Li, L., Yang, M., Wang, C., & Wang, B. (2018). Rigid point set registration based on cubature Kalman filter and its application in intelligent vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(6), 1754-1765.

- Lin, Z., Li, X., Zhao, K., Chen, X., Chen, M., & Pu, J. (2016). A coordinate transformation method for calculating the 3D light intensity distribution in ICF hohlraum. *Optics Communications*, 368, 123-128.
- Liu, D., Duan, J., & Shi, H. (2016). A strong tracking square root central difference FastSLAM for unmanned intelligent vehicle with adaptive partial systematic resampling. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(11), 3110-3120.
- Lou, M., Yu, P., Yao, Y., & Zhang, L. (2016, November). Indoor localization and map building for autonomous mobile robot. In *Integrated Circuits and Microsystems (ICICM), International Conference on* (pp. 354-358). IEEE.
- Luo, J., & Qin, S. (2018). A Fast Algorithm of SLAM Based on Combinatorial Interval Filters. *IEEE Access*, 6, 28174-28192.
- Maulana, I., Rusdinar, A., & Priramadhi, R. A. (2018). Aplikasi Lidar untuk Pemetaan dan Navigasi pada Lingkungan Tertutup. *eProceedings of Engineering*, 5(1).
- Mielle, M., Magnusson, M., Andreasson, H., & Lilienthal, A. J. (2017, October). SLAM auto-complete: completing a robot map using an emergency map. In *Safety, Security and Rescue Robotics (SSRR), 2017 IEEE International Symposium on* (pp. 35-40). IEEE.
- Miyashita, K., Takahashi, T., & Yamanaka, M. U. N. E. S. A. D. A. (1987). Features of a magnetic rotary encoder. *IEEE Transactions on Magnetics*, 23(5), 2182-2184.
- Mukhopadhyay, B., Srirangarajan, S., & Kar, S. (2018). Modeling the analog response of passive infrared sensor. *Sensors and Actuators A: Physical*, 279, 65-74.
- Muñoz-Salinas, R., Marín-Jimenez, M. J., Yeguas-Bolivar, E., & Medina-Carnicer, R. (2018). Mapping and localization from planar markers. *Pattern Recognition*, 73, 158-171.
- Ndih, E. D. N., Cherkaoui, S., & Dayoub, I. (2015). Analytic Modeling of the Coexistence of IEEE 802.15. 4 and IEEE 802.11 in Saturation Conditions. *IEEE Communications Letters*, 19(11), 1981-1984.
- Oliveira, L. B., Zapella, M., & Hunt, R. (2018). Global Positioning System and GLObal Navigation Satellite System constellations for better time synchronising reliability. *The Journal of Engineering*, 2018(15), 935-937.
- Oral, M., & Deniz, U. (2005, May). Motion detection in moving pictures. In *Signal Processing and Communications Applications Conference, 2005. Proceedings of the IEEE 13th* (pp. 187-190). IEEE.
- Özışık, O. (2010). *Robot takımı ile eş zamanlı konum belirleme ve haritalama* (Doctoral dissertation, YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü).

- Peker, M., & Zengin, A. (2011, May). Gerçek zamanlı harekete duyarlı bir görüntü tanıma sistemi. In *6th International Advanced Technologies Symposium (IATS'11)* (pp. 16-18).
- Pessoa, L. (2017). Do Intelligent Robots Need Emotion?. *Trends in cognitive sciences*, 21(11), 817-819.
- Ramaithitima, R., Whitzer, M., Bhattacharya, S., & Kumar, V. (2016). Automated creation of topological maps in unknown environments using a swarm of resource-constrained robots. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 1(2), 746-753.
- Ravankar, A. A., Ravankar, A., Emaru, T., & Kobayashi, Y. (2017, September). A hybrid topological mapping and navigation method for large area robot mapping. In *Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE), 2017 56th Annual Conference of the* (pp. 1104-1107). IEEE.
- Roelens, J., Höfle, B., Dondeyne, S., Van Orshoven, J., & Diels, J. (2018). Drainage ditch extraction from airborne LiDAR point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146, 409-420.
- Roh, H., Jeong, J., & Kim, A. (2017). Aerial Image Based Heading Correction for Large Scale SLAM in an Urban Canyon. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2(4), 2232-2239.
- Rusu, R. B., & Cousins, S. (2011, May). 3d is here: Point cloud library (pcl). In *Robotics and automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on* (pp. 1-4). IEEE.
- Sariyanidi, E. (2012). *Otonom Mobil Navigasyon Kapsamında Çevrim Kapamaların Güdümsüz Çıkarılan Görsel İmleçler Yardımıyla Saptanması* (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Scotti, F., Onori, D., Scaffardi, M., Lazzeri, E., Bogoni, A., & Laghezza, F. (2015). Multi-frequency lidar/radar integrated system for robust and flexible doppler measurements. *IEEE Photonics Technology Letters*, 27(21), 2268-2271.
- Selvakumar, A., & Liscidini, A. (2015). Current-recycling complex filter for bluetooth-low-energy applications. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 62(4), 332-336.
- Shanavas, I. H., Ahmed, S. A., & Hussain, M. H. S. (2018, April). Design of an Autonomous Surveillance Robot Using Simultaneous Localization and Mapping. In *2018 International Conference on Design Innovations for 3Cs Compute Communicate Control (ICDI3C)* (pp. 64-68). IEEE.
- Stückler, J., & Behnke, S. (2014). Multi-resolution surfel maps for efficient dense 3D modeling and tracking. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 25(1), 137-147.
- Şencan, O. (2010). *Otonom Mobil Robotlarda Optik Akış Tabanlı Görsel Eş Zamanlı Lokalizasyon Ve Haritalama* (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).

- Thrun, S., Burgard, W., Fox, D. (2000). *PROBABILISTIC ROBOTICS*.
- Tuna, G. (2012). *Çoklu algılayıcı füzyonunun çoklu robot sistemlerinde eş zamanlı konum belirleme ve haritalama problemlerine uygulanması* (Doctoral dissertation, YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Ulaş, C. (2012). *Otonom Robot Navigasyonu İçin Dış Ve Geniş-ölçekli Ortamlarda 3d Eş Zamanlı Konumlama Ve Haritalama Yöntemleri* (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Wang, Q., & Zhou, J. (2018). Simultaneous localization and mapping method for geomagnetic aided navigation. *Optik*.
- Wang, S., Wu, Z., Peng, D., Chen, S., Zhang, Z., & Liu, S. (2018). Sensing Mechanism of a Rotary Magnetic Encoder Based on Time Grating. *IEEE Sensors Journal*, 18(9), 3677-3683.
- Wang, X., Zhang, C., Liu, F., Dong, Y., & Xu, X. (2017). Exponentially weighted particle filter for simultaneous localization and mapping based on magnetic field measurements. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 66(7), 1658-1667.
- Wang, Y., Zhang, T., Wang, Y., Ma, J., Li, Y., & Han, J. (2018). Compass Aided Visual-Inertial Odometry. *Journal of Visual Communication and Image Representation*.
- Wen, S., Chen, X., Ma, C., Lam, H. K., & Hua, S. (2015). The Q-learning obstacle avoidance algorithm based on EKF-SLAM for NAO autonomous walking under unknown environments. *Robotics and Autonomous Systems*, 72, 29-36.
- Wolf, D. F., & Sukhatme, G. S. (2008). Semantic mapping using mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 24(2), 245-258.
- Yavuz, S., Amasyalı, M. F., Balcılar, M., Bilgin, G., Dinç, T., & Kurt, Z. (2006). Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Harita Oluşturma Amaçlı Otonom Bir Robot. *Eleco 2006*.
- Zhang, T., Wu, K., Song, J., Huang, S., & Dissanayake, G. (2017). Convergence and consistency analysis for a 3-D invariant-EKF SLAM. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2(2), 733-740.
- Zhao, Y., Wu, P., & Sun, W. (2014). Calculation of infrared system operating distance by spectral bisection method. *Infrared Physics & Technology*, 63, 198-203.
- Zhu, J., Zhu, J., Wan, X., Wu, C., & Xu, C. (2019). Object detection and localization in 3D environment by fusing raw fisheye image and attitude data. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 59, 128-139.

EKLER

Ekler Tezin arka kapağında CD ortamında verilmiştir.



ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : AÇIKEL, Selya
 Uyuğu : T.C.
 Doğum tarihi ve yeri : 27.10.1992, Hatay
 Medeni hali : Bekâr
 e-mail : selyaacikel@outlook.com



Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Yüksek lisans	İskenderun Teknik Üniversitesi / Elektrik Elektronik Mühendisliği	2019
Lisans	İskenderun Teknik Üniversitesi / Bilgisayar Mühendisliği	2015

Yabancı Dil

İngilizce, Arapça, İspanyolca

Yayınlar

Açikel S. , Gökçen A. ; *Three Dimensional Mapping Using Lidar Sensor in Autonomous Navigating Robots*; International Conference On Applied Analysis And Mathematical Modeling (ICAAMM), 2018 İstanbul, Turkey

Açikel S. , Gökçen A. ; *Slam Problemlerinde kullanılan Filtrelerin karşılaştırılması*; 1. Uluslararası Mersin Sempozyumu, 2018 Mersin, Turkey.

Açikel S. , Gökçen A. ; *Otonom gezgin robotlarda lidar sensör kullanılarak üç boyutlu haritalama*; 1. Uluslararası Mersin Sempozyumu, 2018 Mersin, Turkey

Açikel S. , Gökçen A. ; *Otonom robotlarda lidar kullanılarak iki boyutlu çevre haritalama ve rota takibi*; International Academic Research Congress (INES), 2018 Alanya, Turkey

Açikel S. , Gökçen A. ; *Otonom robotlarda lidar sensör kullanılarak üç boyutlu ortam*

modelleme ve lokalizasyon; International Academic Research Congress (INES), 2018 Alanya, Turkey

Açikel S. , Gökçen A. ; *Localization and Point Cloud Based 3D Mapping With Autonomous Robots*; International Conference on Artificial Intelligence towards Industry 4.0 (ICAII4.0), 2018 Hatay, Turkey



DİZİN

A

Akış Diyagramı · 44, 45, 46

B

Bayes · 14, 22, 23
Bluetooth · 2, 20, 37, 38, 39

Ç

Çizelge · 19, 20, 48, 49, 50, 51,
52, 53

D

Doğrusal · 6, 10, 24, 26, 30, 33,
44, 48, 49, 50, 51, 52, 56
Dinamik Ortam · 40

E

Eş Zamanlı · 1, 2, 13, 17, 24, 39,
44, 47, 63

G

Gauss · 8, 10, 23, 24, 25, 26, 31,
35
Genişletilmiş · 6, 9, 11, 26, 51,
52, 55

H

Haberleşme · 2, 11, 12, 19, 20,
21, 22, 39, 44
Hareketli ortalamalar · 12, 33, 34,
43, 44, 47, 48, 49, 50, 53, 54,
56, 57, 63

I

Izgara · 6, 10, 11, 13, 14

K

Kalman · 6, 7, 8, 9, 11, 15, 16,
24, 25, 26, 27, 28, 48, 50, 51,
52, 53, 55, 56
Kızılötesi · 6, 8, 15, 16, 19, 28,
29, 30, 38
Kodlayıcı · 12, 17, 32, 39, 40, 44,
63

L

Lazer · 6, 8, 10, 15, 16, 28, 30, 31
Lidar · 8, 9, 10, 11, 12, 30, 31,
34, 38, 41, 43, 48, 49, 54, 59,
60, 63
literatür · 2, 17

M

Medyan · 28, 48, 50, 52, 53, 56
Modelleme · 2, 38, 39, 40, 44, 53,
54, 58, 59, 63
Markov · 7, 18, 23, 24

N

Nokta bulutu · 8, 9, 14, 16, 41,
42, 53, 54, 63

O

Olasılıksal · 2, 5, 7, 12, 13, 14,
22, 52

P

Poz · 1, 9, 10, 11, 12, 17, 27, 47

S

Sonar · 13, 15, 16, 28, 29, 30, 37,
38, 44

T

Topolojik · 6, 11, 13, 14



TEKNOVERSİTE





teknoversite **AYRICALIĞINDASINIZ**

İSTE

