

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

LIDAR-KAMERA SENSÖR FÜZYONU İLE ÇOKLU HEDEF
KONUMLANDIRILMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Gökçe Sena HOCAOĞLU

MAYIS 2024

TRABZON



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**LİDAR-KAMERA SENSÖR FÜZYONU İLE ÇOKLU HEDEF
KONUMLANDIRILMASI**

Gökçe Sena HOCAOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
"ELEKTRİK YÜKSEK MÜHENDİSİ"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 14 / 05 / 2024

Tezin Savunma Tarihi : 31 / 05 / 2024

Tez Danışmanı : Dr. Öğr. Üyesi Emrah BENLİ

Trabzon 2024

ÖNSÖZ

“LIDAR-Kamera Sensör Füzyonu ile Çoklu Hedef Konumlandırılması” isimli bu tez Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik – Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Programı’nda hazırlanmıştır.

Tez çalışmam boyunca hiçbir desteğini esirgemeyen ve bilim insanı olma yolundaki ilk adımlarımı atarken kıymetli bilgileriyle ve tecrübesiyle yolumu aydınlatan danışman hocam Sayın Dr. Öğretim Üyesi Emrah BENLİ’ye teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca, tez çalışması süresinde hiçbir yardımdan kaçınmayan başta Arş. Gör. Samet DİNÇER olmak üzere çalışma sürecim boyunca bana destek veren tüm arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım.

Son olarak, doğduğum günden beri elimi hiç bırakmayan, hayatım boyunca aldığım tüm kararlarda bilgi ve tecrübelerinden faydalandığım ve her kararında arkamda olan, maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen ve bugünlere gelmemde en büyük paya sahip olan annem Nuray HOCAOĞLU, babam Yılmaz HOCAOĞLU, kardeşlerim Ebrar HOCAOĞLU ve Tunahan HOCAOĞLU’na teşekkür eder, minnettarlığımı sunarım.

Hazırlamış olduğum bu tez, Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri (BAP) tarafından destek almıştır.

Bu tez çalışmasının bundan sonraki çalışmalara katkı sağlamasını temenni ederim.

Gökçe Sena HOCAOĞLU

Trabzon 2024

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “LIDAR-Kamera Sensör Füzyonu ile Çoklu Hedef Konumlandırılması” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Emrah BENLİ’nin sorumluluğunda tamamladığımı, verileri ve örnekleri kendim topladığımı, deneyleri ve analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 31/05/2024

Gökçe Sena HOCAOĞLU

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VII
SUMMARY	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ	IX
TABLolar DİZİNİ.....	XI
SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ	XII
1. GENEL BİLGİLER	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Tezin Amacı	1
1.3. Literatür Araştırması	2
1.3.1. LIDAR ile 3B Konum Tespiti.....	2
1.3.2. Monoküler Kamera ile 3B Konum Tespiti	2
1.3.3. Derinlik Kamerası ile 3B Konum Tespiti	3
1.3.4. Çoklu Sensör Füzyonu ile 3B Konum Tespiti	4
1.3.5. 2B LIDAR ve Monoküler Kamera Füzyonu Yapılan Çalışmalar.....	5
1.4. 2B-3B Nesne Algılama	6
1.5. Nokta Bulutu (Point Cloud)	8
1.6. YOLO Modeli	10
1.6.1. YOLOv7 Mimarisi.....	11
1.7. Robot İşletim Sistemi (Robot Operating System - ROS).....	13
1.7.1. ROS Mimarisi	14
1.8. 2B LIDAR	15
1.9. Monoküler Kamera.....	17
1.10. Stereo (İkili) Görüş.....	19
1.10.1. Stereo (İkili) Derinlik Kamerası	19
1.11. Monoküler Kamera Kalibrasyonu	22
1.12. Sensör Füzyonu	23
1.12.1. LIDAR – Kamera Sensör Füzyonu	24

1.13. LIDAR-Kamera Kalibrasyonu	25
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	29
2.1. Veri Seti.....	29
2.2. Yazılım ve Donanım	29
2.2.1. Mekanik Tasarım	29
2.2.2. Sensör Parametreleri	33
2.3. 2B LIDAR – Kamera ile 2B Hedef Tespiti.....	34
2.3.1. Hedef Tespiti.....	35
2.3.2. Verilerin Senkronizasyonu ve İşlenmesi.....	36
2.3.3. Nokta Bulutunun Elde Edilmesi	37
2.3.4. Lazer Verilerine Filtreleme İşleminin Uygulanması	39
2.4. Kamera LIDAR Füzyonu	39
2.4.1. Kamera Kalibrasyonu	39
2.4.2. 2B LİDAR – Monoküler Kamera Senkronizasyonu ve Kalibrasyonu	41
2.5. Ölçeklendirme ve Filtreleme	46
2.5.1. Nokta Bulutuna Göre Piksellerin Yeniden Ölçeklendirilmesi.....	46
2.5.2. Sınırlayıcı Kutuların Filtrelenmesi.....	49
2.6. Stereo Kamera ile 3B Hedef Tespiti.....	50
3. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	54
3.1. Monoküler Kamera Kalibrasyon Sonuçları.....	54
3.2. LIDAR – Kamera Kalibrasyon Sonuçları	56
3.2.1. Hedeflerin 2B ve 3B Olarak Konumlandırılması	57
4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	75
5. KAYNAKLAR	76
ÖZGEÇMİŞ	

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

LIDAR-KAMERA SENSÖR FÜZYONU İLE ÇOKLU HEDEF KONUMLANDIRILMASI

Gökçe Sena HOCAOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Emrah BENLİ
2024, 79 Sayfa

Çoklu hedef tespiti ve hedeflerin konumlandırılma işlemi, endüstriyel, savunma sanayisi, sağlık hizmetleri vb. birçok alanda kritik bir öneme sahiptir. Başta otonom navigasyon ve sürüş, robotik ve bilgisayarla görüş, güvenlik sistemleri ve endüstriyel otomasyon olmak üzere birçok sistemde var olan birden fazla hedef veya objelerin yüksek doğrulukla tespiti ve hassas şekilde konumlandırılması önem arz etmektedir. Çalışma kapsamında birden fazla hedefin tespiti ve eş zamanlı olarak konumlandırılması amaçlanmaktadır. Çoklu hedeflerin eş zamanlı olarak tespiti için yapay sinir ağı kullanılmıştır. Tespiti yapılan hedeflerin 2B ve 3B olarak konumlandırılması için farklı sensörlerin verilerinden yararlanılmıştır. 3B konumlandırma işleminde tek bir sensör verisinden yararlanılırken 2B konumlandırma işleminde iki sensörün füzyonu ile konumlandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Kullanılan sensörlerden elde edilen veriler benzer yöntemlerle işlenmiş ve elde edilen sonuçlar birbirleriyle ve gerçek değerlerle karşılaştırılarak doğrulukları ve hassasiyetleri değerlendirilmiştir. Sensörlerle ve önerilen yöntemlerle gerçek zamanlı olarak çalışılmıştır. Sensör verilerinin önerilen yöntemler ile işlenmesi sonucu çoklu hedeflerin tespiti ve konumlandırılması işleminin gerçek değerlere yakın sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Çoklu hedef tespiti, 2B konumlandırma, 3B konumlandırma, sensör füzyonu, YOLO

Master Thesis

SUMMARY

MULTIPLE TARGET LOCALIZATION WITH LIDAR-CAMERA SENSOR FUSION

Gökçe Sena HOCAOĞLU

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electric and Electrical Engineering Graduate Program
Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Emrah BENLİ
2024, 79 Pages

The ability to detect and position multiple targets is a crucial aspect of numerous fields, including industry, defence, healthcare, and more. In many systems, it is essential to accurately identify and locate multiple targets with high precision, particularly in autonomous navigation and driving, robotics and computer vision, security systems, and industrial automation. This study aims to develop a method for detecting and simultaneously positioning multiple targets. An artificial neural network is employed to achieve simultaneous detection of multiple targets. The data from different sensors is used for the 2D and 3D positioning of the detected targets. In the 3D positioning process, a single sensor data was used, while in the 2D positioning process, positioning was performed by fusion of two sensors. The data obtained from the sensors used were processed with similar methods, and the results obtained were compared with each other and with real values. The sensors and the proposed methods have been studied in real time. The processing of sensor data using the proposed methods yielded results that were found to be in close proximity to the actual values when it came to the detection and positioning of multiple targets.

Key Words: Multiple target detection, 2D localization, 3D localization, sensor fusion, YOLO

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1. 2B ve 3B algılama çıktıları (a) 2B algılama için girdi RGB kamera görüntülerini işler ve 2B sınırlayıcı kutuların çıktısını verir. (b) 3B algılama için nokta bulutu veya diğer sensör verilerini işler ve 3B sınırlayıcı kutuların çıktısını verir (Pang, 2022)	6
Şekil 2. LIDAR sensörü ile araç algılama için örnek uygulama (a) sadece LIDAR sensörü kullanıldığında bazı nesnelerin algılanamadığını gösteren bir uygulama (b) sadece LIDAR sensörü kullanıldığında yanlış pozitif algılama yapıldığını gösteren bir uygulama (Pang, Morris, & Radha, 2020).....	7
Şekil 3. Monoküler görüntülerden öğrenilen 3B özelliklerdeki hatayı gösteren uygulama (a) Görüntü üzerinde yapılan tahmin (b) 3B alandaki gerçek konum (Brazil & Liu, 2019).....	8
Şekil 4. Nokta bulutunun görselleştirilmiş hali	9
Şekil 5. YOLO ile oluşturulan sınırlayıcı kutu.....	10
Şekil 6. YOLO modelinin genel tespit şeması	11
Şekil 7. YOLOv7'nin mimari yapısı.....	12
Şekil 8. ROS yayıncı-abone modeli	15
Şekil 9. LIDAR mesafe ölçüm	16
Şekil 10. İğne deliği kamera modeli.....	17
Şekil 11. İğne deliği kamera modelinin üstten bir görüntüsü.....	18
Şekil 12. Stereo kameranın görüntüsü.....	21
Şekil 13. Stereo görüş ifadesi: iki farklı açıdan bakan kameralar tarafından görüş noktasının kaydedilmesi	21
Şekil 14. Radyal distorsiyon.....	23
Şekil 15. LIDAR ve kamera uzayı dönüşüm görseli.....	26
Şekil 16. Oluşturulan modelin görseli (a) Modelin yandan görünümü (b) Modelin arkadan görünümü	30
Şekil 17. Sensörlerin merkez noktaları.....	31
Şekil 18. Oluşturulan sistem.....	32
Şekil 19. 2B LIDAR-kamera ile 2B hedef tespitine ait akış diyagramı	35
Şekil 20. YOLO modeli ile gerçekleştirilen adımlara ait akış diyagramı	36
Şekil 21. Sensör senkronizasyonu ile gerçekleştirilen adımlara ait akış diyagramı.....	37
Şekil 22. LIDAR ve kameranın birbirlerine göre konumu.....	38
Şekil 23. Alının farklı açı ve konumdaki görüntülerden bazı örnekler	40
Şekil 24. Dama tahtası üzerinde algılanan köşe noktalar	41

Şekil 25. Farklı sensör verilerinin zaman senkronizasyonu	42
Şekil 26. LIDAR ve kamera kalibrasyonu için oluşturulan düğümler	42
Şekil 27. Dışsal kalibrasyon için oluşturulan çalışma (a) Kalibrasyon için hazırlanan düzenek (b) Kalibrasyon düzeneği ile LIDAR ve kameranın birbirlerine göre konumları	43
Şekil 28. Lazer koordinatı ile koordinata karşılık gelen kamera koordinatının RViz üzerinde işaretlenmesi	45
Şekil 29. Kamera pikselleri ile nokta bulutunun dağılımı	47
Şekil 30. Nokta bulutunun piksel büyüklüğüne göre yeniden boyutlandırılması.....	48
Şekil 31. YOLOv7 oluşturulan sınırlayıcı kutular ve LIDAR lazerinin denk düştüğü sınır	49
Şekil 32. LIDAR lazeri dışında kalan sınırlayıcı kutuların filtrelenmesi	50
Şekil 33. 2B hedef tespiti için RQT graf çıktısı	50
Şekil 34. Derinlik kamerası ile 3B hedef tespitine ait akış diyagramı	51
Şekil 35. 3B hedef tespiti için RQT graf çıktısı	51
Şekil 36. Tespit edilen hedefin sınırlayıcı kutu bilgileri	52
Şekil 37. Oluşturulan 3B sınırlayıcı kutu bilgileri.....	53
Şekil 38. Alınan görüntülerin kameraya göre farklı açı ve konumlarının temsili	55
Şekil 39. Görüntü başına ortalama yeniden projeksiyon hatası.....	55
Şekil 40. Dışsal kalibrasyon sonucu	57
Şekil 41. Kısa mesafe için nesnelerin YOLOv7 ile tespiti	58
Şekil 42. Kısa mesafede tespit edilen hedeflerin 2B sınırlayıcı kutuları.....	60
Şekil 43. Kısa mesafede tespit edilen hedeflerin 3B sınırlayıcı kutuları.....	61
Şekil 44. Kısa mesafe için meydana gelen hatalara ait grafik	62
Şekil 45. Orta mesafe için nesnelerin YOLOv7 ile tespiti	63
Şekil 46. Orta mesafede tespit edilen hedeflerin 2B sınırlayıcı kutuları.....	65
Şekil 47. Orta mesafede tespit edilen hedeflerin 3B sınırlayıcı kutuları.....	67
Şekil 48. Orta mesafe için meydana gelen hatalara ait grafik	68
Şekil 49. Uzak mesafe için nesnelerin YOLOv7 ile tespiti	69
Şekil 50. Uzak mesafede tespit edilen hedeflerin 2B sınırlayıcı kutuları.....	71
Şekil 51. Uzak mesafede tespit edilen hedeflerin 3B sınırlayıcı kutuları.....	73
Şekil 52. Uzak mesafe için meydana gelen hatalara ait grafik	74

TABLÖLAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Monoküler Kamera parametreleri	33
Tablo 2. RPLIDAR A2M12 parametreleri	33
Tablo 3. ZED 2i kamera parametreleri	34
Tablo 4. Kalibrasyon matrisi	54
Tablo 5. Dışsal kalibrasyon sonucu oluşturulan matrisler ve RMSE değeri	56
Tablo 6. Senaryo 1-kısa mesafe için alınan LIDAR ölçümleri	59
Tablo 7. Senaryo 1-kısa mesafe için alınan stereo ölçümleri	60
Tablo 8. Senaryo 2-orta mesafe için alınan LIDAR ölçümleri.....	64
Tablo 9. Senaryo 2-orta mesafe için alınan stereo ölçümleri	66
Tablo 10. Senaryo 3-uzak mesafe için alınan LIDAR ölçümleri	70
Tablo 11. Senaryo 3-uzak mesafe için alınan stereo ölçümleri	72

SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ

RGB	: Red Green Blue (Kırmızı Yeşil Mavi)
RGB-D	: Red Green Blue – Depth (Kırmızı Yeşil Mavi – Derinlik)
LIDAR	: Light Detection and Ranging (Işın Algılama ve Mesafe Ölçme)
ROS	: Robot Operating System (Robot İşletim Sistemi)
YOLO	: You Only Look Once (Sadece Bir Kez Bak)
YOLOv5	: You Only Look Once version 5 (Sadece Bir Kez Bak versiyon 5)
YOLOv7	: You Only Look Once version 7 (Sadece Bir Kez Bak versiyon 7)
CNN	: Convolutional Neural Networks (Evrişimli Sinir Ağı)
RMSE	: Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Square Error)
cm	: santimetre
2B	: 2 Boyutlu
3B	: 3 Boyutlu
fov	: field of view (görüş alanı)

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Gelişen teknoloji ve yapılan çalışmalarla birlikte sanayi, sağlık, endüstri gibi birçok alanda robotik ve bilgisayarla görü uygulamalarının kullanımı artmıştır. Bu uygulamaların artması ile insanların müdahalesine yer verilmeden veya daha az müdahalesini gerektiren otonom kontrol gibi süreçlerinin verimliliği artmakta ve hata oranları azalmaktadır.

Nesne tespiti ve konumlandırma işlemi otonom araçlar, robotik, artırılmış gerçeklik vb. uygulamalarda önemli bir yer tutmaktadır. Temel olarak, bir dijital görüntüden veya video akışından belirli hedeflerin tespiti ve sınıflandırılması işlemi nesne tespitini tanımlamaktadır. Burada bahsedilen nesne tespiti, görüntü üzerinde 2B olarak yapılmaktadır. Tespit uygulamasında kullanılan farklı sensörler ve sensörlerden elde edilen verilerin çeşitli yöntemlerle işlenmesiyle birlikte 2B olarak görüntü üzerinde tespit edilen nesne gerçek dünyada 2B veya 3B olarak konumlandırılabilir. Nesne konumlarının belirlenmesinin yanında nesnelerin boyutlarıyla ilgili bilgi elde edilebilir. Bu sayede, nesnelerin çevreleriyle ilişkilendirilmesi daha mümkün hale getirilebilir.

1.2. Tezin Amacı

Bu tez çalışmasında 2B LIDAR sensörü ile RGB kameranın verileri birleştirilerek hedefler 2 boyutlu olarak konumlandırılmıştır. Hedeflerin otomatik tespiti için görüntü işleme modeli olan YOLO mimarisi kullanılmıştır. Yine YOLO mimarisinin çıktıları kullanarak 3 boyutlu konumlandırma işlemi derinlik kamerası ile gerçekleştirilmiştir. Tezin amacı çoklu nesne tespiti ile 2B ve 3B konumlandırma işleminin, fiziksel olarak dörtgensel şekle daha yakın nesnelerin, derinlik kamerası gibi pahalı sensörler kullanmak yerine maliyet açısından daha uygun olan 2B LIDAR ve RGB kamera sensörleriyle 2B olarak da yapılabileceğinin irdelenmesidir. Aynı ortam koşullarında ve aynı hedefler üzerinde kullanılan sensörlerin ve yöntemlerin cevapları irdelendi ve karşılaştırmaları yapıldı. 2B LIDAR ve kamera sensör füzyonlarının çıktıları ile derinlik kamerasının çıktıları incelenerek bu sensör füzyonunun doğruluğu tartışıldı.

1.3. Literatür Araştırması

3B nesne algılama yöntemler için literatürde araştırma yapıldığında birçok yapılmış çalışma görülmüştür. Çoklu sensör füzyonu ile geliştirilmiş sistemler ile kıyaslandığında, tek sensör ile kurulmuş sistemler, çoklu sensör ile kurulmuş sistemlerde meydana gelen kalibrasyon ve senkronizasyon gibi problemlerinin önüne geçmiş olur. Fakat uzun mesafelerde nesne algılama başarısı çoklu sensör füzyonlarına göre daha zayıf kalmaktadır. Yapılan çalışmaların irdelenmesi için çalışmalarda kullanılan sensör tiplerine göre başlıklar oluşturulmuş ve bu başlıklar altında ilgili çalışmalardan bahsedilmiştir. Burada 4 başlık oluşturulmuş olup başlıklar LIDAR, monoküler kamera, derinlik kamerası ve çoklu sensör füzyonu adları altında incelenmiştir.

1.3.1. LIDAR ile 3B Konum Tespiti

Yapılan çalışmalar incelendiğinde 3B nesne algılamada nokta bulutu verilerini oluşturan 3B LIDAR kullanımı tercih edilen bir yöntemdir ve bunun için çeşitli algoritmalar geliştirilmiştir (Wu & Ogai, 2020) (Zhang, ve diğerleri, 2022) (McCrae & Zakhori, 2020). 3B LIDAR tabanlı nesne dedektörleri, RGB kameralar gibi diğer sensörlerden gelen bilgileri kullanmadan yalnızca LIDAR sensör verilerini kullanır (Zamanakos , Tsochatzidis, & Amanatiadis, 2021). Nokta bulutu kullanılarak geliştirilmiş yöntemler işlenmemiş nokta bulutu verilerinin özelliklerini kodlamalarına ve öğrenmelerine göre çeşitlenmektedir. 3B LIDAR, kamera ve radar gibi diğer sensörlerle karşılaştırıldığında 64'e kadar tarama kanalı, dikey ve yatay görüş alanı, yüksek hassasiyet, yüksek algılama aralığı ve kötü hava koşullarında diğer sensörlere göre daha iyi performans gösterir (Cherif , Ghazzai, Alsharoa, Besbes, & Massoud, 2023).

1.3.2. Monoküler Kamera ile 3B Konum Tespiti

Monoküler kamera ile 3B nesne algılamada nesnelerin boyutlarını ve konumlarını bir kamera verisinden başka bir bilgi olmadan tahmin etmek, bilgisayarla görme uygulamalarında pratik bir yaklaşım değildir. Evrişimsel Sinir Ağları (CNN) ile etiketlenmiş veri boyutunun artırılmasıyla bu yaklaşımda var olan zorluklar azaltılabilir.

Yu vd., 2021 monoküler kamera ile derinlik tahminini kullanarak nesne algılama yapabilen bir yaklaşım sunmuşlardır. Çalışmada derin öğrenme tabanlı bir model aracılığıyla

tek bir kamera görüntüsü ile hem nesne tespiti yapılmış hem de nesnelere ait derinlik haritaları görüntüden özellikler çıkartan encode-decode yapısını kullanarak tahmin etmişlerdir. Bu özelliklere göre görüntüdeki her pikselin derinlik tahmini yapılmıştır. Oluşturulan derinlik haritasını, nesne tespitinden de kullanmak üzere ikinci ağı vererek algılanan nesnelerin 2B (x, y) konumlarına ek olarak derinlik bilgilerini de dahil etmişler ve konum bilgisini 3B (x, y, z) hale getirmişlerdir (Yu & Choi, 2022).

Strbac vd., 2020 birden fazla monoküler kamera kullanarak kameralardan aldıkları görüntülerden nesne algılama yaparak bunları birleştirmişler ve derinlik tahmini yapabilen yeni bir yöntem önermişlerdir. Önerilen yöntemde, sistemde kullanılan her kameradan elde edilen görüntüler üzerinde YOLO modeli ile nesne tespiti yapılmakta, ardından YOLO ile elde edilen nesne koordinatları eşleştirilmektedir. Kameraların birbirleri ile geometrik durumları ve farklı kamera görüntülerinden elde edilen nesnelere ait konumlar karşılaştırılarak nesnenin derinlik bilgisini elde etmişlerdir (Strbac, Gostovic, Lukac, & Samardzija, 2020).

1.3.3. Derinlik Kamerası ile 3B Konum Tespiti

Derinlik kamerasını kullanan yaklaşımlar ile nesnelerin 3B derinlik bilgilerini iki kamera lensi arasındaki farklı görüntü bakış açılarını kullanarak elde etmektedir. Monoküler kamera ile karşılaştırıldığında, derinlik kameraları daha çok perspektif ve derinlik bilgisi ile nesnelerin 3B konum ve boyutlarını tespit etmede daha başarılıdır. Sahip olduğu iki kamera arasındaki görüş farklılıklarıyla ve kullandığı stereo eşleme algoritmalarıyla 2B haritalara derinlik bilgilerini de katarak 3B harita oluşturabilir. Oluşturulan 3B derinlik haritalarından tespit edilmesi hedeflenen nesnelerin uzaklıkları ve 3B konumları tespit edilebilir. Derinlik kamerası ise derin öğrenme gibi yöntemler de eklenerek daha hassas ve doğru ölçümler alınabilir.

Takahashi vd., 2020 yaptıkları çalışma ile derinlik kamerasından aldıkları RGB-D görüntülerden 3B nesne tespiti yapan bir yaklaşım sunmuşlardır. RGB-D görüntülerden YOLO modeli ile nesne tespiti yapılmasının yanı sıra derinlik haritasını da elde etmişlerdir. Modelin eğitiminde, renk ve derinlik bilgisi ile hem 2B konum-boyut etiketleri hem de 3B konum etiketleri verilerek modelin 2B ve 3B tahmin yapmayı öğrenmesini sağlamışlardır. Test aşamasında ilk adım olarak renk bilgileri kullanılarak önce 2B konum tahmini ile

nesneleri tespit etmişler, ardından her nesne için derinlik bilgisi eklenerek 3B konum tahmini yapmışlardır (Takahashi, Ji, Umeda, & Moro, 2020).

Zhang vd., 2018 derinlik bilgisi sağlayabilen bir sensör olan ışık alan kamera ile YOLO algoritmasını kullanarak iç ortamda yeni bir engel algılama algoritması sunmuşlardır. Işık alan kamera ile tek pozlamada derinlik bilgisi elde ederken aynı anda yüksek çözünürlüklü görüntüler elde etmişlerdir. Işık alan kameranın farklı açılardan görüntü alması ile ortamdaki nesnelerden yansıyan ışın zamanını ölçmesiyle her piksel için derinlik bilgileri hesaplamışlardır (Zhang, ve diğerleri, 2018).

1.3.4. Çoklu Sensör Füzyonu ile 3B Konum Tespiti

Hedeflenen nesnelerin 3B konum tespiti, çeşitli sensörlerin bir araya getirilmesi ile oluşturulan sistem üzerinden gerçekleşmesi, son yıllarda üzerinde çalışılan önemli bir gelişmedir (Yeong, Velasco-Hernandez, Barry, & Walsh, 2021). LIDAR, derinlik kamerası, radar, monoküler kamera gibi birden fazla sensörün değişik kombinasyonlarla bir araya getirilip verilerinin birleştirilmesi 3B algılamada doğruluğu ve hassasiyeti arttırmaktadır. Bir araya getirilmiş sensörlerin her birinin avantajları birleştirilmesi ve tek bir sensörün kısıtlamaları aşılması ile nesnelerin konumlandırılması süreci daha güvenilir hale gelmiştir. Füzyon işlemi, özellikle otonom sürüş ve uzaktan algılama uygulamalarında karmaşık ve büyük senaryolarda ortamın algılanma yeteneğini arttırmada önemli bir rol üstlenmektedir.

Zhang vd., 2019 RGB kamera ve 3B LIDAR sensörlerden gelen verileri birlikte işleyerek hedeflerin 3B konum tespitini yapmışlardır. RGB kamera ve LIDAR sensöründen gelen verileri toplayarak bu verilerin gürültülerini azaltma, hizalama ve ayarlama işlemlerini uygulamışlar. 3B LIDAR sensörü ile hedeflerin mesafelerini ve yüksekliklerini hesaplarken RGB kamera ile hedeflerin renk, yoğunluk ve kenar bilgisi verilerini almışlar. Belirlenen hedeflerin sensörlerden gelen veriler yardımıyla özelliklerini çıkarmışlar ve hedefleri sınıflandırarak hedeflerin konum tahminlerini yapmışlardır (Zhang, Ren, Cheng, & Kong, 2019).

Dieterle vd., 2017 çoklu hedef tespiti için stereo kamera ve LIDAR sensör verilerinden yararlanmışlardır. Elde edilen verilerin sentezlenmesini, belirli faktörlere bağlı önem sırasına göre füzyon edilerek gerçekleştirmişler. Hedef tespitini, nokta bulutlarında 3B işleme yöntemi ile yapmışlar, stereo kamera ve LIDAR sensöründen gelen verilerin işlenmesinin hedef tespitinin doğru ve güvenilirliği yüksek sonuçlar alınmasını sağlayan bir

yöntem olduğunu savunmuşlardır. Bu yöntemin özellikle ışık miktarının daha az olduğu ortamlarda ve hedeflerin renklerinin yakın olduğu durumlarda diğer yöntemlere kıyasla daha iyi performans sergilediği sonucuna varmışlardır (Dieterle, Particke, Patino-Studencki, & Thielecke, 2017).

Madake vd., 2022 nokta bulutlarının 3B görsel temsillerini oluşturarak ve bunları görsel olarak sunarak 3B nokta bulutlarının görselleştirilmesi yöntemini önermişlerdir. Önerdikleri yöntem, araç tespiti için uygulanırken kamera ve LIDAR sensöründen gelen verileri alır ve bu verileri birleştirir. Bu iki sensörden gelen verilerin birleştirilmesiyle daha hassas nesne tespiti yapılabileceklerini savunmuşlardır (Madake, ve diğerleri, 2022).

1.3.5. 2B LIDAR ve Monoküler Kamera Füzyonu Yapılan Çalışmalar

Literatüre bakıldığında 2B LIDAR ile Monoküler kameranın verilerinin birleştirilmesiyle yapılan 3B nesne tespiti çalışmaları kısıtlıdır.

Raharja vd., 2023 2B LIDAR sensörünü kullanarak nesne mesafesi ölçümünü hesaplarken, Monoküler kamera teknolojisi ile nesne tespiti veya tanınması, tespit edilecek nesnelerin belirli veri kümelerine sahip YOLOv5 modelini kullanarak gerçekleştirmişlerdir. Nesne tespitini YOLOv5 algoritması kullanarak uygulamışlar ve nesne mesafesi ölçümünde kamera verileriyle 2B LIDAR'ın veri birleştirme ve projeksiyon yöntemini kullanarak %0,15 hata oranıyla mesafe ölçümü elde etmişlerdir (Raharja & Rusmin, 2023).

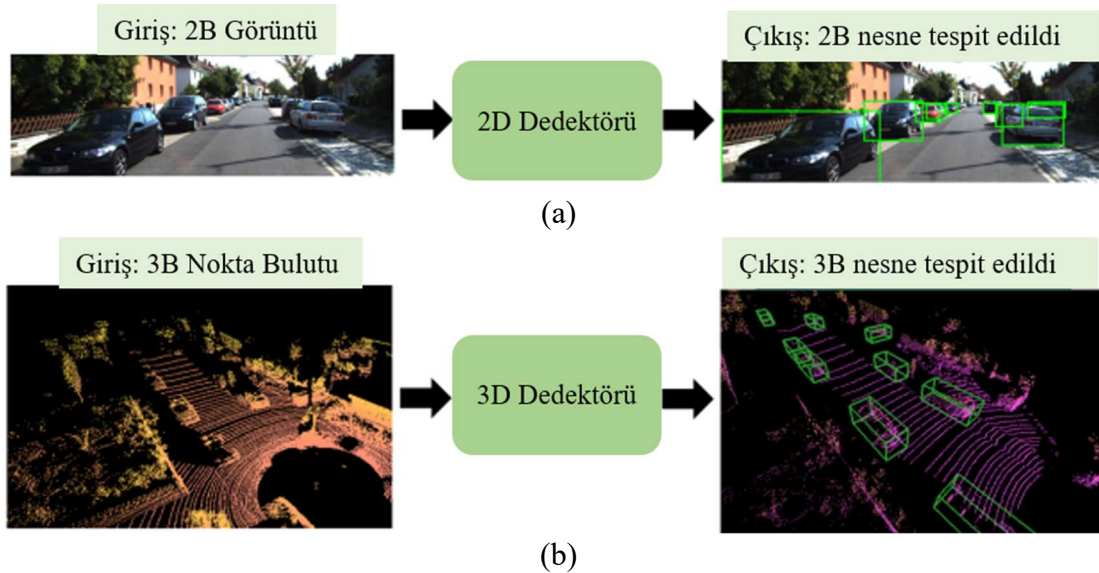
Xiao vd., 2022 monoküler kamera ve 2B LIDAR'ı birleştirerek bir mobil robot için bir hedef izleme algoritması önermişlerdir. Monoküler kamerasını kullanarak YOLOv5 modeliyle hedef tespitini ve Deep SORT algoritmasıyla hedef takibini gerçekleştirmişlerdir. 2B LIDAR sensör verileriyle, kameradan alınan görüntüler kullanılarak tespit edilen ve izlenen hedefe karşılık gelen hedefin açısını ve mesafesini belirlemişlerdir (Xiao, ve diğerleri, 2022).

Mulyanto vd., 2020 çevre algılaması için monoküler bir kamera ve 2B LIDAR sensörlerinin birleşimini önermişlerdir. Kamera verilerini Mobilenet derin öğrenme algoritmasıyla işleyip hedef tespitini yapmışlar ve 2B LIDAR sensörü ile tespit edilen hedeflerin nesnelerin mesafesini ve açısını tahmin ederek gerçek zamanlı çarpışma uyarı sistemini ele almışlardır (Mulyanto, Borman, Prasetyawan, & Sumarudin, 2020).

1.4. 2B-3B Nesne Algılama

2B veya 3B nesne algılama uygulaması, bir görüntüyü anlama ve durumun farkındalığına varma sürecinin temeli olmakla birlikte bu süreçte sensörlerden elde edilen bilgiler ile ortamda var olan nesnelerin fiziksel özelliklerinden 2B veya 3B bilgilerini tanımlama ve belirleme görevini üstlenir. Nesneleri 2B veya 3B olarak algılama işlevinin, nesneyi sınıflandırma ve 2B veya 3B olarak nesneyi konumlandırma olmak üzere iki adet temel görev vardır.

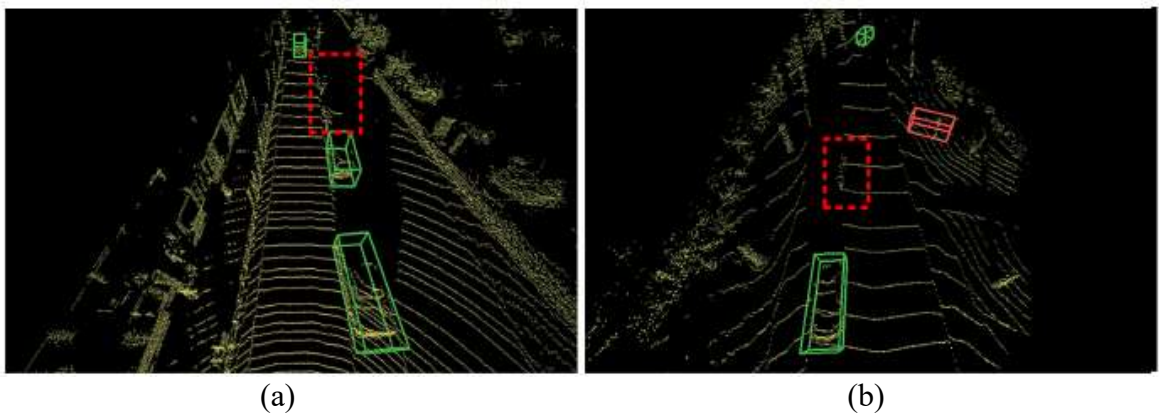
2B veya 3B algılama işlemi, özellikle robotik çalışmalarda, otonom sürüşlerde, yol planlama ve navigasyon ile sanal gerçeklik uygulamalarında ihtiyaç duyulan bir alandır. Nesnenin çeşitli boyutlarda algılanması, farklı uygulama alanlarına göre farklı tanımlar içerebilmektedir. 3B algılamanın sık kullanıldığı otonom sürüşlerde bu tanım, sensör aracılığı ile elde edilen verilerden bir dizi 3B sınırlayıcı kutu vasıtasıyla nesnenin sınıfını, boyutunu, 3B olarak konumunu ve yönünü belirlemektir. Yüksek doğruluk ile çıktı veren 2B nesne algılamaya kıyasla 3B nesne algılama daha fazla çıkış parametresi gerektirir ve nesnelerin çevresinde çizilmiş 3B sınırlayıcı kutuların belirtilmesi daha hassas ve daha zorlu bir işlemdir (Pang, 2022). Şekil 1’de 3B nesne algılama uygulaması ile 3B nesne algılama uygulamasının çıktıları olan sınırlayıcı kutu görselleri görülmektedir.



Şekil 1. 2B ve 3B algılama çıktıları (a) 2B algılama için girdi RGB kamera görüntülerini işler ve 2B sınırlayıcı kutuların çıktısını verir. (b) 3B algılama için nokta bulutu veya diğer sensör verilerini işler ve 3B sınırlayıcı kutuların çıktısını verir (Pang, 2022)

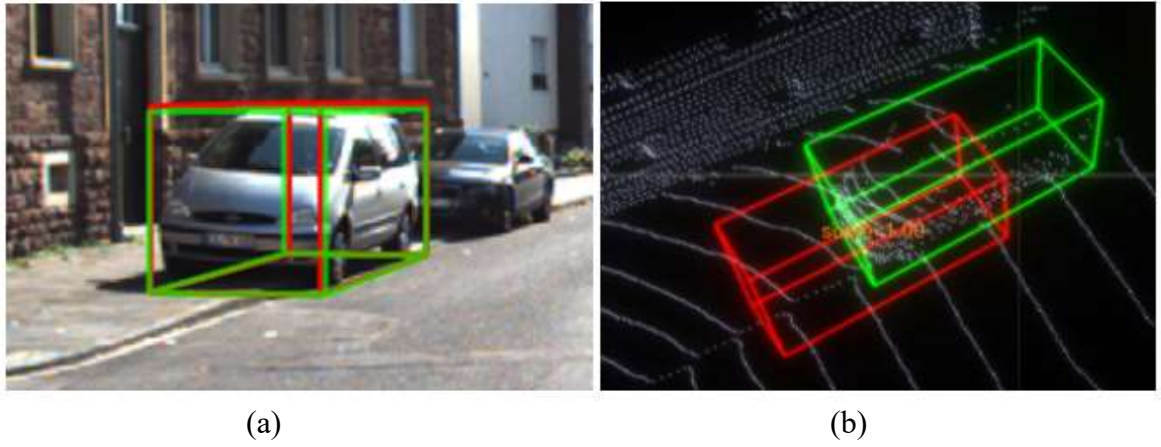
2B algılama ile oluşturulan sınırlayıcı kutuların modellenmesinde sol üst köşenin piksel koordinatları (x_1 y_1) ile sağ alt köşenin piksel koordinatları (x_2 y_2) olmak üzere 4 adet parametre kullanılırken 3B algılamada ise bu parametrelere ek sınırlayıcı kutuya ait (z_1 z_2) bilgileri eklenir. Bir başka deyişle 3B nesne algılamada sınırlayıcı kutuya ait (x y z) bilgilerinin yanında sınırlayıcı kutunun yüksekliği (h), genişliği (w), uzunluğu (l) ve yönlendirme açısı (θ)'da gereklidir.

3B algılama için özellikle son zamanlarda çeşitli sensörler ve yöntemler kullanılmaktadır. Özellikle 3B tarama yapabilen 3B LIDAR sensörü 3B algılamada en yaygın kullanılan menzil sensörüdür. Fakat bu sensörler ile kullanılan yöntemler, çoğunlukla videoyla karşılaştırıldığında daha düşük çözünürlüğe sahiptirler. Dolayısıyla mesafelerin uzun olduğu uygulamalarda çıktıların doğrulukları üzerinde olumsuz bir etkiye sahiptirler. LIDAR tabanlı sensörler, algılanması hedeflenen nesnelerin görünürliğini etkileyen engeller veya diğer nesneler gibi aktörlerin ortamda bulunması durumunda LIDAR sinyallerinin algılanması zorlaşacağından ve mesafelerin uzaklığına bağlı olarak bazı tespitleri kaçırabileceğinden nesne algılamasında bu sensörler dezavantaj durumuna düşebilmektedir (Pang, Morris, & Radha, 2020). Şekil 2.(a)' da nesnenin görsel özellikleri gibi genel nitelik bilgisi olmadan, sadece nokta bulutlarından uzaktaki aracın algılanmasının zorluğu görülebilir. Yine Şekil 2.(b) 'den nesnenin genel nitelik bilgisi eksikliği ve LIDAR verilerinin sağladığı düşük çözünürlük sebebiyle düz kırmızı sınırlayıcı kutu içerisindeki noktalar araç olarak algılanmaktadır.



Şekil 2. LIDAR sensörü ile araç algılama için örnek uygulama (a) sadece LIDAR sensörü kullanıldığında bazı nesnelerin algılanamadığını gösteren bir uygulama (b) sadece LIDAR sensörü kullanıldığında yanlış pozitif algılama yapıldığını gösteren bir uygulama (Pang, Morris, & Radha, 2020)

3B algılamada yaygın olarak kullanılan bir diğer düşük maliyetli sensör monoküler kameralardır. Bu sensörlerin kullanımıyla birlikte algılanan nesnenin sınıflandırılması doğru şekilde yapılabilir ve nesnenin yönü ile yönlendirme açısı yüksek doğrulukla tahmin edilebilir. Fakat bu sensör ile algılama yapmanın olumsuz tarafı, yalnızca bir görüntüden derinlik tahmini yapmanın bazı hatalara sebebiyet verebilmesidir. Bunun sebebi, tek bir görüntüden derinlik tahmini yöntemi, giriş bilgilerinin yetersiz olma durumunu tanımlayan “ters problem” sorununu oluşturur. Şekil 3’te verilen görselden monoküler sensör ile elde edilen 3B özelliklerin, LIDAR sensöründen elde edilen nokta bulutların elde edilen 3B özelliklerden daha iyi olmadığı anlaşılabilir (Brazil & Liu, 2019). Şekil 3. (a)’da monoküler kameranın 2B sınırlayıcı kutu çıktısı mükemmel görünürken Şekil 3. (b) ’de 3B sınırlayıcı kutu çıktısında önemli bir konumlandırma hatası meydana gelmiştir.



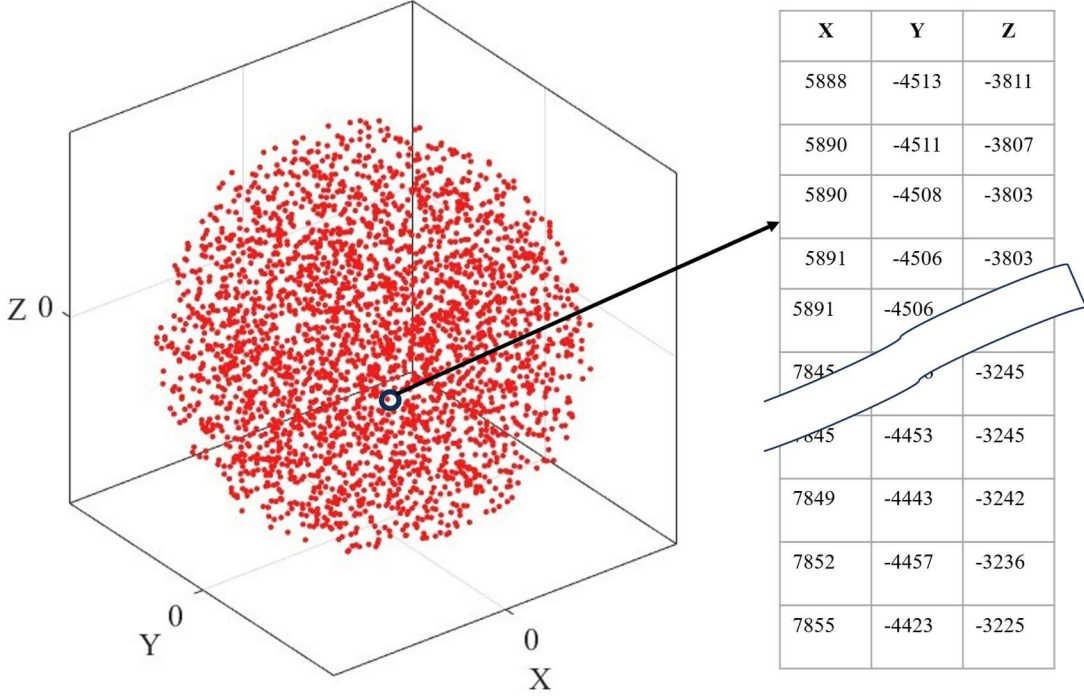
Şekil 3. Monoküler görüntülerden öğrenilen 3B özelliklerdeki hatayı gösteren uygulama (a) Görüntü üzerinde yapılan tahmin (b) 3B alandaki gerçek konum (Brazil & Liu, 2019)

Şekil 3’te verilen kırmızı renkteki sınırlayıcı kutular monoküler görüntü ile kullanılan yöntemden gelen tahminleri temsil ederken, yeşil renk ile belirtilmiş sınırlayıcı kutular ise temel gerçeği temsil eder.

1.5. Nokta Bulutu (Point Cloud)

Nokta bulutu verileri ($\mathbb{P}$), 3B tarama yapabilen LIDAR sensörü, derinlik kamerası tarafından çevreye yönelik yapılan tarama veya çekimlerden elde edilen verilerin görselleştirilmesi ile oluşan veri yapılarıdır. Bu veriler, taranan alan içerisinde yer alan noktaların konumlarına göre çevresel uzamsal dağılımla ve nesne yüzeyi ile ilgili bilgileri

içeren $\{P_i = (x \ y \ z), P_i \in \mathbb{P}\}$ formatında 3B nokta kümesidir. Başka bir ifadeyle nokta kümesindeki her bir nokta, 3B uzayda belirli bir konumu $(x \ y \ z)$ geometrik olarak temsil edilmektedir (Wu, Wang, Zhang, & Ogai, 2021). Şekil 4'te nokta bulutunun görselleştirilmiş hali verilmiştir.



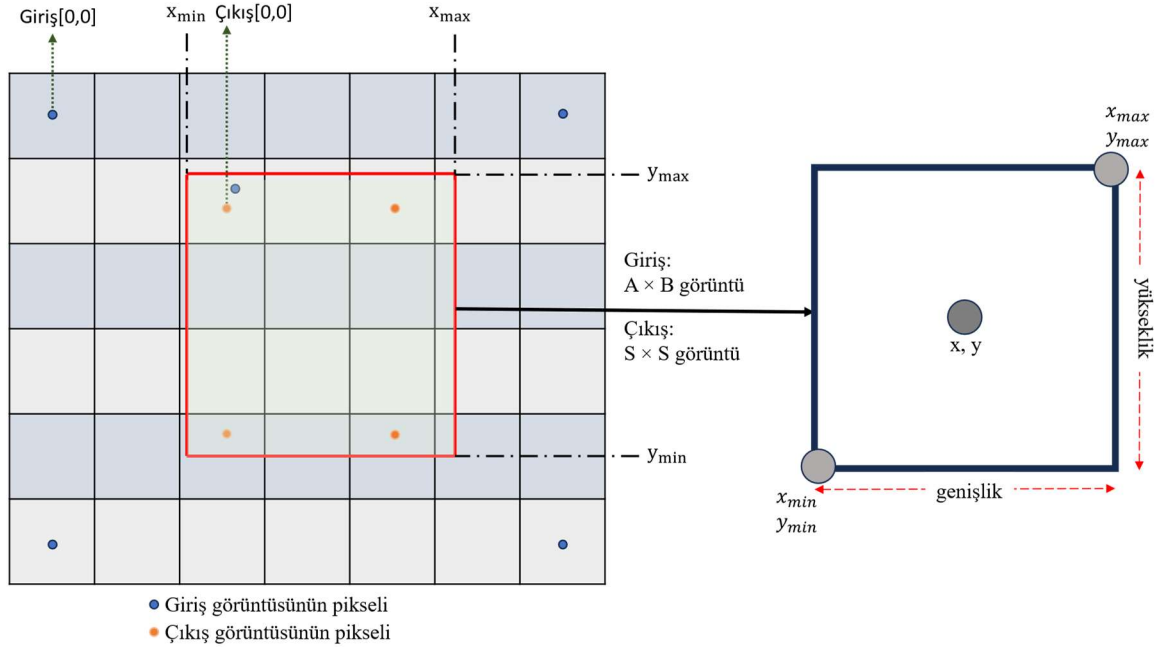
Şekil 4. Nokta bulutunun görselleştirilmiş hali

Nokta bulutu ile 3B hedef tespiti, otonom sürüş ve robotik uygulamaları vb. sistemlerde çevresel algılamanın önemli bir unsurudur (Wu & Ogai, 2020). Nokta bulutu sayesinde ortamın ve ortamda bulunan nesnelerin eğim, yüzey özellikleri ve renkleri bilgileri de dahil olmak üzere birçok özellikleri hakkında bilgi elde edilebilir ve ortama ait 3B haritalar çıkarılabilir. Bir nesneye veya ortama ait zamanla meydana gelen değişimler takip edilebilir ve otonom sistemler için veri oluşturulabilir. 3B nokta bulutu ile robot çalışmalarında konum belirleme, yol planlaması, karar verme ve hareketi için 3B ortam haritası çıkarılabilir (Huang, Mei, Zhang, & Abbas, 2021). Verilerin yüksek çözünürlükle oluşturulabilir olması ve ortamın ayrıntılı görüntüsünü sağlayarak daha fazla bilgi içermesi nokta bulutu verileri ile çalışmanın avantajları arasında gösterilebilir. Bu nokta bulutları ile oluşturulmuş veri setlerinin boyutlarının büyük miktarda olması sebebiyle verilerin depolanması zorlaşabilir. Ayrıca büyük boyutlardaki verileri işlenmesi için karmaşık hesaplamalar gerektirmesi de dezavantajları arasında gösterilebilir.

1.6. YOLO Modeli

Evrişimli sinir ağı (CNN) mimarisini temelinde barındıran YOLO (You Only Look Once), yalnızca tek bir derin sinir ağından oluşan derin öğrenme modelidir ve nesne algılamayı tek bir regresyon problemi olarak ele alır (Li, ve diğerleri, 2022). Farklı nesne algılama yöntemlerinin aksine nesne algılama ve sınıflandırma işlemini aynı anda gerçekleştirmektedir. Bu model, verilen bir görüntüyü sabit $S \times S$ küçük karelere parçalar ve her bir kare parçası için nesnenin varlığı ile nesnenin ait olduğu sınıfı tahmin etmeye çalışır (Huang, Pedoeem, & Chen, 2018). Bu yapısı sayesinde ağı verilen çeşitli boyutlardaki giriş görüntüleriyle çalışabilmesi sağlanmış olur.

YOLO modelini diğer nesne algılama modellerinden ayıran en önemli ve temel özelliği, nesne tespiti işlemini diğer modellerin aksine tek bir geçişle gerçekleştirebiliyor olmasıdır. Bu özelliği sayesinde diğer modellere kıyasla önemli bir hız avantajına sahiptir. Bir başka önemli özelliği ise nesnelerin ait olduğu sınıfları ve sınırlayıcı kutularını (bounding boxes) koordinatlarını eş zamanlı tahmin etmesiyle daha hassas sonuçlar vermesidir. Şekil 5'te sınırlayıcı kutuların mantığını açıklayan bir örnek verilmiştir.



Şekil 5. YOLO ile oluşturulan sınırlayıcı kutu

YOLO'da görsel üzerinde oluşturulan her bir ızgara kendi sınırları içinde nesnenin varlığını, nesne kendi sınırları içerisinde var ise nesnenin orta noktasının o sınırdaki

olmadığını kontrol eder. Eğer nesnenin orta noktası kendi sınırları içerisinde bulunuyorsa nesnenin uzunluğunu, yüksekliğini ve hangi sınıfa ait olduğunu belirler. Ayrıca nesneye ait güven skorunu oluşturur. Güven skoru, incelenen kare ızgara içerisinde tespit edilmesi hedeflenen nesnenin bulunup bulunmadığından ne derece emin olunduğunu ifade eder. Güven skoru "0" ise bu ızgara içerisinde kesinlikle nesnenin olmadığını, eğer güven skoru "1" ise ızgara içerisinde kesinlikle nesnenin var olduğunu gösterir. Nesnenin varlığı hakkında kesin bir sonuca varılamayıp nesnenin o ızgara içerisinde olduğunu düşünürse nesnenin ızgara içerisindeki hatlarının etrafında kutu koordinatlarını oluşturur ve ne kadar emin olduğu değerini belirtir (Diwan, Anirudh, & Tembhurne, 2023). YOLO modelinin genel tespit şeması Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 6. YOLO modelinin genel tespit şeması

YOLO mimarisinin üç ana bileşeni vardır:

- Omurga
- Kafa
- Boyun

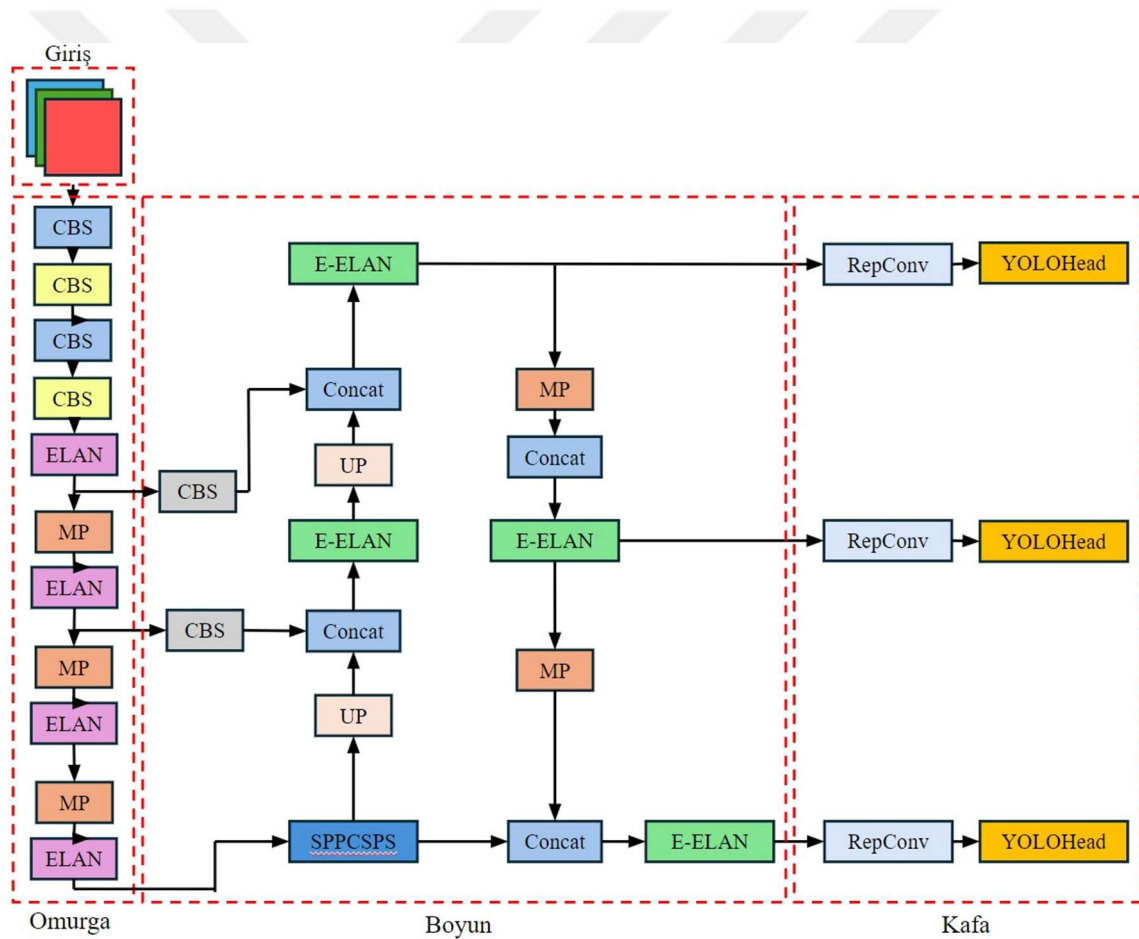
Bir görüntünün temel özelliklerini çıkaran kısım omurga bileşenidir. Omurga tarafından çıkarılan bu özellikler boyun bileşeni yardımıyla baş kısma aktarılır. Boyun, omurga bileşeninin çıkardığı özellik haritalarını toplayarak özellik piramitlerini oluşturur. Nihai tespitlere sahip çıktı katmanları kafa bileşenini oluşturur.

1.6.1. YOLOv7 Mimarisi

YOLOv7 mimarisi, YOLOv4, ölçekli YOLOv4 ve YOLO-R modellerinin mimarilerinden türetilmiştir. YOLOv7 ile ölçekli YOLOv4 mimarisi aynı kişiler tarafından yazıldığı için benzerlik göstermektedir. YOLO'ya çeşitli mimari değişiklikler uygulanarak hızı ve hassasiyeti arttırılmış ve YOLOv7 mimarisi geliştirilmiştir. YOLOv7 algoritması, %56,8 AP (Ortalama Hassasiyet) ile kendinden önce geliştirilen YOLO versiyonlarıyla karşılaştırıldığında daha hızlı ve yüksek doğru oranıyla gerçek zamanlı nesne dedektörüdür.

Ayrıca model, Tensor RT'ye dönüştürülerek verimi arttırılabilir (Wang, Bochkovskiy, & Liao, 7464-7475).

Bu algoritma, Geniřletilmiř Verimli Uzun Menzilli Dikkat Ađı (E-ELAN) ve birleřtirme tabanlı modellere dayalı model ölçeklendirme ve evriřim yeniden parametrelendirme gibi yöntemleri uygulayarak algılama dođruluđu ile algılama hızı arasındaki dengeyi sađlar. YOLOv7 modeli, 5 FPS ile 160 FPS arasında yüksek hız ve hassasiyet oranıyla nesne tespiti yapabilmektedir (Wang, Wang, & Xin, 2022). YOLOv7 modelinin temeli dört bölümden oluřmaktadır: giriř, omurga özellik çıkarma ađı, geliřmiř özellik çıkarma ađı ve son olarak kafa tahmini (Yan, 2023). YOLOv7’ye ait mimari yapı řekil 7’de verilmiřtir.



Şekil 7. YOLOv7'nin mimari yapısı

Giriş modülü, giriş görüntüsünü ihtiyacı olan standart piksel boyutuna dönüştürerek omurga ağ modülünün giriş boyutu gereksinimini karşılar (Yan, 2023).

Omurga ağını oluşturan modüller arasında CBS konvolüsyon, ELAN ve MP modülleri vardır. CBS modülü konvolüsyon katmanları, toplu normalleştirme katmanları ve SILU aktivasyon fonksiyonlarını yapısında barındırır. ELAN modülü kendi yapısında, en kısa ve en uzun gradyan yolunu düzenleyerek etkili öğrenmenin ve yakınsamanın sağlanmasına olanak veren çoklu konvolüsyon modüllerini barındırır. Bir adet maksimum havuzlama katmanı ile birkaç konvolüsyon modülü, MP modülünü oluşturur. Bu modül, üst ve alt dallara sahiptir ve özellik haritasının boyutunun, genişliğinin ve kanal sayısını yarıya düşürür, YOLOv7 modelin özellik çıkarma kapasitesini artırmak için özellik füzyonu gerçekleştirir (Yan, 2023).

Boyun ağı, çok ölçekli özellik füzyonu gerçekleştirmek için derin ve önemli semantik özellikleri, yüzeysel görüntü yapısı, renk, kenar vb. üstten alta doğru aktarırken piramidin tüm özelliklerini arttıran yol birleştirme özelliği piramit ağı (PANet) yapısını kullanır.

Baş tahmini modülünde, boyun ağındaki PANet ağı tarafından üretilen çeşitli ölçek boyutundaki görüntü kanallarının miktarını değiştirme amacıyla RepConv modülünü kullanır. Görüntü kanallarının miktarını değiştirme işlemi, özellikleri sınırlayıcı kutu, sınıf ve güven bilgilerine dönüştürmek için uygulanır. Algılama kafası sonrasında, çeşitli boyutlardaki hedeflerin çok ölçekli tespitini sağlayan örneklemeye yönelik konvolüsyon katmanı kullanılarak uygulanır (Yan, 2023).

1.7. Robot İşletim Sistemi (Robot Operating System - ROS)

Robot İşletim Sistemi (Robot Operating System-ROS) 2007 senesinde Stanford Yapay Zekâ Laboratuvarı'nda geliştirilmiş, 2013 yılından itibaren ise Open Robotics tarafından geliştirilmeye devam edilen Berkeley Yazılım Dağıtımı (Berkeley Software Distribution-BSD) lisansı altında piyasaya sürülen eğitim ve ticari alanlar için ücretsiz bir açık kaynaklı yazılım geliştirme ortamıdır ve özellikle robotik alanındaki uygulamalar için tasarlanmıştır. Bu yazılım geliştirme kiti, robotik sistemlerin üretilmesi, geliştirilmesi ve bakımının sağlanması için çeşitli araç ve kütüphaneler sunar. ROS'un sağladığı bu araç ve kütüphaneler ile robotların bulundukları fiziksel ortamı algılayabilmelerini, ortamda hareket edebilmelerini ve ortamla etkileşime girmelerine olanak veren kabiliyetleri sağlar. Bu kapsamda ticari firma ve araştırma merkezleri birçok kod ve donanım ekleyerek açık yazılım geliştirme kitinin sahip olduğu proje ve desteklediği sensör sayısının artmasında katkıda bulunmaktadır (Martinez & Fernandez, 2013).

ROS, C++, Python gibi farklı yazılım dil desteğine sahip olması ve bu diller ile oluşturulan projeler arasında haberleşmeyi sağlayabilmesi ile geliştiricilere geniş çaplı projeler oluşturma imkânı tanımaktadır. Bunun yanı sıra endüstriyel, sanayi vb. alanlardaki robotik uygulamalarda ROS'un sahip olduğu Gazebo ve Rviz benzetim ortamları sayesinde, robotların gerçek dünyada test edilmesinden önce sanal ortamda simüle edilmesi ile projenin tasarım ve geliştirme sürecinde daha az zaman harcayarak düşük maliyet ile test edilmesi sağlanmaktadır.

1.7.1. ROS Mimarisi

ROS, birbirinden ayrı olacak şekilde işleyen ve birbirleri arasında veri alışverişi yapan bilgi işleme modülleri olan düğümler ile ana düğüm, parametre sunucusu ve ara katmanlara sahiptir. Aşağıda bazı birimlerinin sistemde tam olarak ne görev gördüğü anlatılmıştır (Rivera, Lannillo, Lagraa, Joly, & State, 2020).

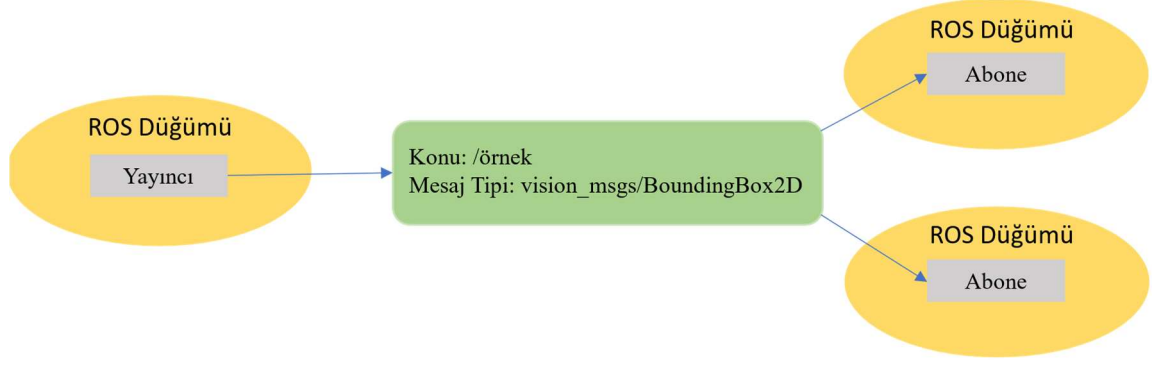
Bağımsız hesaplama birimi olan ve sistemdeki farklı görev ve işlevleri yerine getiren düğümler (nodes) ROS'un temel ve önemli bileşenlerinden biridir. Düğümlerin her biri, bir ana düğüm, bir parametre sunucusu ve bir ara katman vasıtasıyla birbirleriyle iletişimde bulunurlar.

ROS'ta bulunan tüm düğümleri yöneten kontrol birimi ana düğüm (master node) olarak adlandırılmaktadır. Ana düğüm, sisteme bağlı tüm düğümleri izleyerek sistemin hangi bileşenlerden oluştuğu ve ne gibi görevleri yerine getirdiği bilgisini tutar. Ayrıca, diğer düğümler arasındaki iletişimi sağlar, düğümlerin birbirleriyle veri paylaşımına olanak vererek sistem bütünlüğünü korur. Bunun yanı sıra, sistemde meydana gelen hataları tespit edebilir ve hataya göre gerekli önlemi alarak kullanıcıya bilgi verebilir. Ayrıca sistem genelinde kullanılan parametre değerlerinin depolanmasında ve paylaşılmasında görev alarak sistem konfigürasyonunu sağlayabilir.

Parametre sunucusu, sistemde kullanılan parametre değerlerini depolayıp paylaşarak sistemde var olan farklı bileşenlerin ortak bir konfigürasyonda birleşmesini sağlar.

Ara katmanlar (middleware layer) ise sistemde var olan farklı katmanların birbirleriyle iletişim kurmalarını sağlayarak sistem bütünlüğüne yardımcı olur.

Yukarıda bahsedilen tüm bu sistemler iki temel iletişim mekanizması olan “konu (topic)” ve “sunucu (server)” olan araçları kullanarak düğümlerin birbirleri ile iletişim kurmasını sağlar. Şekil 8'de ROS yayıncı abone modelini anlatan bir görsel verilmiştir.

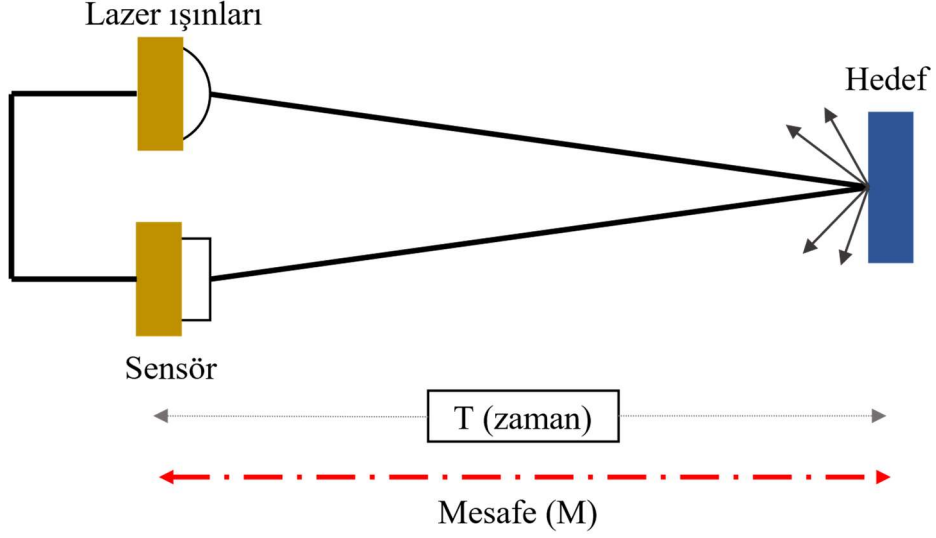


 ekil 8. ROS yayıncı-abone modeli

Yayıncı ve abone durumu, ROS d ğ m   zerinden ger ekle tirilebilir. Yayıncı ile d ğ mde olu turulan mesajlar bir ba lık altında tutularak bu mesajları yayınlayabilir. Abone ise yayıncının yayınladıđı mesajlara abone olabilir ve bu mesajlar ba ka bir d ğ m i inde i lenebilir. Bir yayıncı birden fazla konuya yayın yapabileceđi gibi bir abone de birden fazla yayına abone olabilir.

1.8. 2B LIDAR

LIDAR bir diđer adlandırma ile ı ık algılama ve menzil deđi tirme, dinamik olarak mesafe  l  m y ntemini kullanan bir sens rd r. Sens r, uzaklıđı  l  mek i in ta ıyıcı olarak mod le edilmi  bir lazer kullanarak hesaplama yapar.  alı ma prensibinin temelinde, sens r n ortama yolladıđı lazer ı ınlarının ortamda bulunan nesnelere  arparak geri d nmesine kadar ge en s reye g re mesafenin hesaplanması yatar (Khan, ve diđerleri, 2021). Ortama g nderilen lazer ı ınları kısa s rede ve belirli uzaklıkta bulunan nesnelere g nderilir. LIDAR'ın menzili i inde bulunan nesneler, kendilerine  arpan lazer ı ınlarının bir kısmını geri yansıtır. Nesneden geri yansıyan bu ı ınlar sens r tarafından algılanır. Sens rden  ıkan lazer ı ınının  ıktıđı zamana ve sens re geri d nd đ  zamana g re aradaki s re hesaplanır. Sens rden  ıkan lazer ı ınlarının hızı bilindiđi i in sens r menzilineki nesne ile sens r arasındaki mesafe s re ve hız dikkate alınarak hesaplanır (Akyol & U ar, 2019). LIDAR'ın  alı ma prensibini anlatan g rsel  ekil 9'da verilmi tir.



Şekil 9. LIDAR mesafe ölçüm

LIDAR sensörü ile nesne arasındaki mesafe denklem (1)'deki gibi hesaplanır. M , sensör ile nesne arasındaki mesafeyi temsil ederken C , sensörden çıkan lazer ışınlarının hızı temsil eder. T ise periyodu ifade etmektedir.

$$M = C \times T/2 \quad (1)$$

Robotik uygulamalarda sık tercih edilen, 2B olarak adlandırılan, nesnenin lazere olan mesafesi ile lazerle olan açısal konumunu veren 2B lazer çeşitleridir. Sensör, optik sensörlere karşılaştırıldığında lazer ışınları kullanarak nesnelerden yansıyan ışığı algıladığı için ortamın aydınlık seviyesinden daha az etkilenir ve yağmur, sis gibi zorlu hava koşullarında bile yüksek doğrulukla nesne tespiti yapabilir (Warren, 2019).

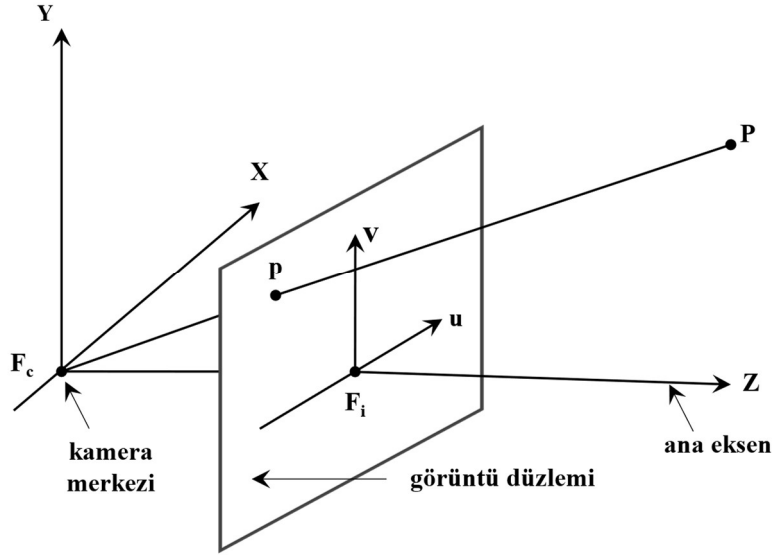
Bunlarla birlikte, LIDAR sensörünün bazı dezavantajları da vardır. Bu sensörler genellikle yüksek maliyetli olmasının yanı sıra optik gürültüye veya diğer araçlardan yansıyan ışıkla çakışmaya karşı hassas olabilirler. Bu durum sensörlerin doğruluğunu etkileyebilir ve yanlış algılamalara yol açabilir. Ancak, gelişen teknoloji ve daha fazla benimsenme ile maliyetlerin düşmesi beklenmekte, filtreleme ve gelişmiş algoritma teknikleri ile gürültü ve yansıyan ışıklara karşı olan duyarlılık azaltılmaya çalışılmaktadır. Bir başka dezavantaj olarak sensörün yoğun miktarda veri üreterek bu verilerin işlenmesinin ve yorumlanmasının yüksek işlem gücü isteyen zorluklar doğurması gösterilebilir. Veri işleme algoritmalarının ve yapay zekâ tekniklerinin geliştirilmesi ile bu zorluğun üstesinden

gelmek amaçlanmaktadır. LIDAR sensörleri yoğun miktarda veri üretebilir. Bu verilerin işlenmesi ve yorumlanması, yüksek işlem gücü gerektiren zorluklar doğurabilir. Veri işleme algoritmalarının ve yapay zekâ tekniklerinin geliştirilmesi ile bu dezavantajın ortadan kaldırılması amaçlanmaktadır.

1.9. Monoküler Kamera

Monoküler kameranın, kullanılan lens türüne göre balıkgözü (fisheye) modeli ile iğne deliği (pinhole) modeli bulunmaktadır. Bu modeller farklı uygulama alanları için çeşitli avantaj ve dezavantajlar sunmaktadır.

İğne deliği kamera, gerçek dünyada var olan 3B noktaları 2B görüntü düzlemine yansıtan bir modeldir (Zhou, Cui, Gao, & Wang, 2013). Noktaların 3B uzaydaki konumu “ F_c ” ile ifade edilen kamera koordinat çerçevesiyle tanımlanır. Bir başka deyişle F_c , kamera merkezi veya projeksiyon merkezi olarak tanımlanır. “ F_i ” olarak adlandırılan görüntü koordinat çerçevesi, noktaların görüntü düzlemindeki konumunu tanımlar. İğne deliği kamera modeli Şekil 10’da verilmiştir.



Şekil 10. İğne deliği kamera modeli

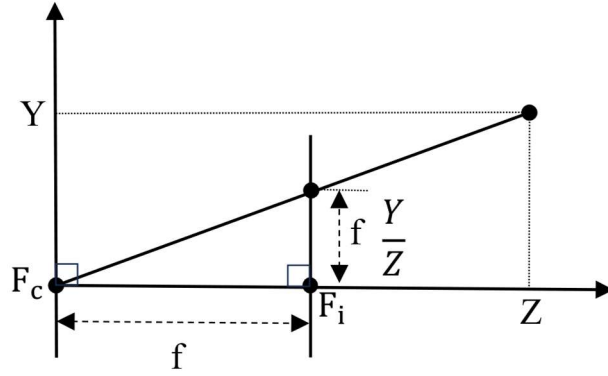
Görüntü düzlemine dik olacak şekilde kamera merkezinden geçen ışın “ana eksen”, ışının görüntü düzlemi ile kesiştiği nokta ise “ana nokta” olarak adlandırılır. Kamera merkez noktasından görüntü düzlemine doğru gelen yatay mesafenin piksel cinsinden gösterimi “ f_u ”

şeklinde, kamera merkez noktasından görüntü düzlemine doğru gelen dikey mesafenin piksel cinsinden gösterimi " f_v " şeklindedir. Başka bir ifadeyle, f_u ve f_v , monoküler kameranın iç parametreleridir ve kamera merkezi ile pikseller arasındaki mesafeleri temsil eder, görüntü düzleminin boyutları ve piksel ölçüleri dikkate alınarak belirtilen odak uzunlukları ile ilişkilendirilir (Hartley & Zisserman, 2003).

3B gerçek dünyadan 2B görüntü düzlemine haritalamada, 3B koordinatlara $p = (x, y, z)$ sahip noktayı kamera merkezi ile birleştiren ışının kamera merkez noktasıyla kesişim noktası $p' = (u, v)$ koordinatlarıyla ifade edilir. Bu kesişim noktasının koordinatları denklem (2)'de verilen ifadeyle, Şekil 11'de gösterildiği gibi benzer üçgenlerden türetilen formüller yardımıyla bulunur (Hartley & Zisserman, 2003):

$$u = \frac{f_u \times x}{z}$$

$$v = \frac{f_v \times y}{z}$$
(2)



Şekil 11. İğne deliği kamera modelinin üstten bir görüntüsü

Burada dikkat edilmesi gereken kısım, kameranın merkez noktası, çoğu zaman görüntü düzleminin orta noktası ile çakışıkır. Fakat bazı durumlarda kameranın merkez noktası, kamera görüntü düzleminin tam orta noktasında olmayabilir. Bu durumda merkez noktasına ait konumun farklılık (p_x p_y) değerini de denklemlere eklemek gerekmektedir. Farklılıkların eklenmesi ile oluşan yeni denklemler denklem (3)'te verilmiştir (Hartley & Zisserman, 2003).

$$u = \frac{f_u \times x}{z} + p_x \quad (3)$$

$$v = \frac{f_v \times y}{z} + p_y$$

3B dünyadan 2B görüntü düzlemine haritalama işlemi denklem (4)'te verilen homojen koordinatların kullanılmasıyla elde edilen matris çarpımı ile gösterilir:

$$p_h = \Pi P_h \quad (4)$$

$$\Pi = \begin{bmatrix} f_u & 0 & p_x \\ 0 & f_v & p_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Burada p_h görüntü koordinatının homojen koordinat formu, P_h 3B koordinatın homojen koordinat formudur. Denklem (4)'te verilen Π ise kamera kalibrasyon matrisi, I ise birim matristir.

1.10. Stereo (İkili) Görüş

Stereo görüş, iki veya daha fazla görüntüleme aracını kullanarak tam görüş alanında derinlik bilgisini de hesaplayarak 3B ölçümleri sağlayabilen makine görüş tekniğidir. Stereo görüşün temelinde insan görüşüne benzer 3B algılama ve ışınları farklı birden fazla bakış açılarından üçgenleştirilmesi yatar (Rajeswari, Bhuvaneshwari, & Priyaa, 2012).

Stereo görüş tekniğinde birbirine paralel olarak yerleştirilmiş görüntüleme araçları kullanılır. Burada önemli olan, paralel yerleştirilen kameraların her birinin X eksenini aynı odak mesafesinde olmaları ve taban çizgisiyle kesişmesi ve hizalanması gerekir.

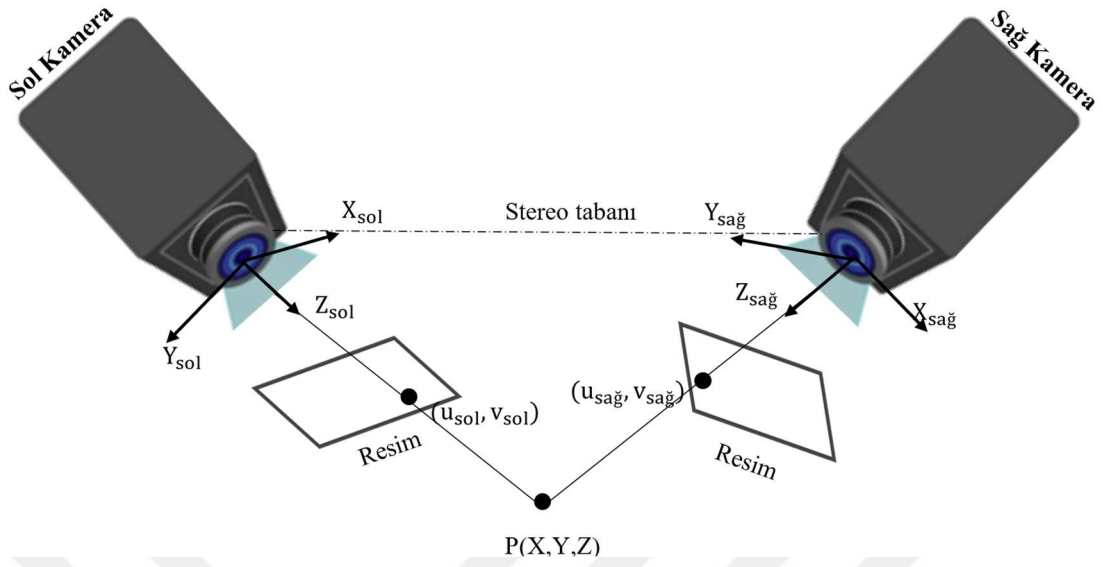
Bu teknikte kullanılan kameralar tarafından aynı anda görüntüler yakalanır. Yakalanan görüntüler karşılaştırılır ve aralarındaki farklar analiz edilir.

1.10.1. Stereo (İkili) Derinlik Kamerası

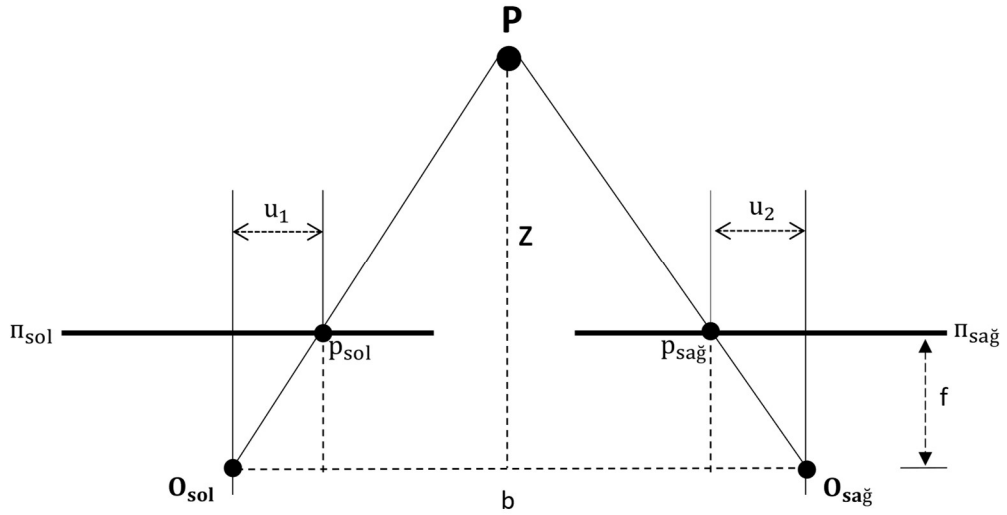
Stereo kamera, düzlem üzerine yerleştirilen iki ayrı kameranın yan yana konumlandırılmasıyla oluşturulan bir sistemdir (Zaarane, Slimani, Okaishi, Issam, &

Hamdoun, 2020). Stereo kamera görüntüsü, iki ayrı kamera tarafından aynı sahnenin farklı perspektiflerinden kaydedilen görüntülerdir (Dandıl & Çevik, 2019). Her iki kameradan alınan görüntüler arasındaki karşılıklı noktaların konumundaki farklılıkları kullanarak derinlik bilgisi hesaplanır (Zaarane, Slimani, Okaishi, Issam, & Hamdoun, 2020). Stereo eşleştirme algoritması ile her iki kameradan alınan görüntüler arasındaki benzerlikler analiz edilir ve karşılıklı noktaları eşleştirilir. Bu eşleştirme işlemi, piksel düzeyinde gerçekleşir ve iki görüntü arasındaki karşılıklı noktaların konumu belirlenir. Eşleştirme sonucunda elde edilen karşılıklı noktaların konumundaki farklılıklar, nesnelerin stereo kamera sistemindeki derinlik bilgisini temsil eden ve “disparite haritası” olarak adlandırılan bir görüntüyü oluşturur. Disparite haritası, trigonometrik hesaplamalar kullanılarak derinlik haritasına dönüştürülür. Derinlik haritası, stereo kamera sisteminden nesnelerin uzaklığını temsil eden bir 3B görüntü elde etmek için kullanılır. Stereo kamera, derinlik haritası üzerindeki pikselleri kullanarak nesnelerin gerçek dünya mesafelerini hesaplar. Bu bilgi, otonom araçlarda mesafe ölçümü ve engel algılama gibi uygulamalarda kullanılabilir (Dandıl & Çevik, 2019).

Stereo kamera, yüksek doğrulukla nesnelerin derinlik bilgilerini, 3B uzayda konumlarını tespit edebilir. Bu sayede otonom araçların bulundukları ortamdaki nesneleri daha iyi algılayabilmeleri sağlayarak güvenli sürüşü destekler. Stereo kamera, diğer uzaklık ölçüm sensörlerine kıyasla daha düşük maliyete sahip olmaları ve daha az işlem gücü gerektirmeleri özellikleriyle hem yaygın kullanımlarını teşvik eder ve otonom sürüş teknolojisinin daha erişilebilir hale gelmesini sağlar hem de sistemlerin daha hızlı ve verimli çalışmasını sağlar. Yetersiz ışık durumları veya yansıtıcı yüzeyler stereo eşleştirme ve derinlik algılama doğruluğunu azaltabileceğinden dolayı aydınlanma koşullarının yetersiz olduğu durumlarda veya ortamda yansıtıcı yüzeylerin bulunması sebebiyle performans azalması meydana gelebilir (Zaarane, Slimani, Okaishi, Issam, & Hamdoun, 2020). Şekil 12’de bir stereo kameranın tipik görüntüsü verilmiştir. Şekil 13’te verilen görselde ise bir stereo kameranın genel ifadesi verilmiştir.



Şekil 12. Stereo kameranın görüntüsü



Şekil 13. Stereo görüş ifadesi: iki farklı açıdan bakan kameralar tarafından görüş noktasının kaydedilmesi

Burada z , kameraların optik merkez noktaları arasındaki mesafeyi, P ise projekte edilen sahne noktasını, p_l sol kameranın görüntü düzlemindeki noktayı, p_r sağ kameranın görüntü düzlemindeki noktayı, u_1 ve u_2 ise O_l ve O_r kameralarının görüntü düzlemlerini ifade etmektedir. İki kamera arası taban çizgisinin uzunluğu b ile ifade edilirken, disparite d ile, kameraların odak uzunlukları ise f ile gösterilmiştir. Kameraların optik merkezleri ile hedef noktaları arasındaki mesafe yani bir başka deyişle derinlik mesafesi z ile ifade

edilmiştir. Disparite (d) ve derinlik mesafesi (z)'nin nasıl hesaplanacağı denklem (5)'te ve denklem (6)'da gösterilmiştir.

$$d = u_2 - u_1 \quad (5)$$

$$z = \frac{b \cdot f}{d} \quad (6)$$

Yukarıda verilen denklemden de anlaşılacağı gibi 'd' eşitsizliği ile derinlik 'z' ters orantılıdır. Başka bir ifadeyle, derinlik ne kadar fazlaysa eşitsizlik o kadar az, derinlik ne kadar azsa eşitsizlik o kadar fazladır.

1.11. Monoküler Kamera Kalibrasyonu

Bir kameranın iç parametrelerini belirlemek ve kameranın gerçek dünya koordinatları ile görüntü düzlemi üzerindeki piksel koordinatları arasındaki ilişkiyi anlamlandırmak için kullanılan yöntem kamera kalibrasyonu denir. Kameranın iç parametreleri, kameranın geometrisini ve optik özelliklerini ifade eder. İç parametre belirleme işlemi ile belirli bir 3B nesnenin dünya koordinatları (x y z) ve nesnenin kameranın gördüğü görüntü düzlemindeki piksel koordinatları (x y) arasındaki dönüşüm hesaplanır (Zhang Y. , 2023).

Görüntü koordinatları (x y), kameranın görüş alanından görüntünün düzlemi üzerine yansıyan piksel konumlarını temsil eder. Başka bir ifadeyle, gerçek dünyada var olan 3B nesnenin kameranın bakış açısına ve optik özelliklerine göre nasıl görüldüğünü ifade eder.

Gerçek dünya koordinat sistemi ile görüntü koordinat sistemi arasındaki ilişkiyi matematiksel olarak ifade etmek amacıyla kameranın iç ve dış parametrelerinin belirlenmesine kamera kalibrasyonu denir (Beşdok & Kasap, 2006). Lens distorsiyonu, odak uzaklığı gibi kameranın iç parametreleri hesaplanarak gerçek dünya koordinatları ile görüntü düzlemi üzerindeki piksel koordinatları arasındaki dönüşüm gerçekleştirilir. Bahsedilen dönüşüm ile kameranın perspektif etkilerini ve optik bozulmaları hesaba katarak gerçek dünya nesnelerinin görüntü düzlemi üzerindeki konumlarını tahmin edilir.

Kameranın kalibre edilmesinde kamera kalibrasyon parametrelerinin doğru belirlenmesi önem arz etmektedir. Kalibrasyon algoritması ile dış ve iç parametreler kullanılarak kamera matrisini hesaplanır. Dışsal parametreler, 3B dünya koordinat sisteminden 3B kameranın koordinat sistemine katı bir dönüşümü temsil ederken içsel

parametreler, 3B kameranın gerçek dünyadaki koordinatlarından 2B görüntü koordinatlarına projektif bir dönüşümü temsil eder. Kameranın iç parametreleri, mercek odak uzaklığı (f), mercek bozulma katsayıları (k_s p), koordinat bozulma faktörü (s), görüntü koordinat kökenini (u_0 v_0) gibi parametreleri içerirken dış parametreler ise dünya koordinat sistemine göre kamera koordinat sisteminin matrisini (R) ve öteleme vektörünü (t) içerir (Song, Wu, Guo, & Li, 2013).

Kalibrasyon aşamasında kamera merceğinin distorsiyonları, başka bir ifadeyle bozulmaları göz önünde bulundurulmalıdır. İdeal iğne deliği kameranın yapısında optik mercek olmadığı için kamera matrisinde optik merceğin sebep olduğu bozulmalar hesaba katılmaz. Gerçek dünyadaki uygulamalarda kullanılan kameraların doğru şekilde temsil edilebilmesi için kamera modeli oluşturulurken radyal ve teğetsel lens distorsiyonlar hesaba katılır.

Radyal distorsiyon, ışık ışınlarının merceğin optik merkezinde olduğundan daha fazla kenarlarına yakın bir yerde bükülmesi durumunda ortaya çıkar. Lens ne kadar küçük olursa distorsiyon da o kadar büyük olur. Şekil 14’te radyal distorsiyona ait bir görsel verilmiştir.



Şekil 14. Radyal distorsiyon

1.12. Sensör Füzyonu

İki veya daha fazla kaynaktan gelen verilerin entegre edilmesine yönelik yapılan yöntem sensör füzyonu olarak tanımlanmaktadır. Bu yöntem birden fazla kaynaktan bilgilerin çıkarılmasına ve bu bilgilerin tek bir sinyale veya bilgiye dahil edilmesine olanak tanır (Sasiadek, 2002).

1.12.1. LIDAR – Kamera Sensör Füzyonu

LIDAR sensörünün verisi ile kamera görüntülerinin birleştirilmesi işlemine kamera-LIDAR füzyonu denir. Füzyon ile farklı algılama teknolojileri verileri birleştirilerek geniş kapsamlı ve yüksek hassasiyete sahip nesne algılama ve konum tespiti yapılması amaçlanmaktadır. Kamera ile nesnelerin renk ve doku bilgisi elde edilirken LIDAR sensörü kullanılarak da nesneye ait derinlik bilgisi elde edilmiş olur. Bahsedilen bu iki cihazdan nesneye ait veriler alınarak birlikte işlenir ve nesnenin 3B konumu elde edilebilir.

Kamera ile elde edilen görüntüler işlenerek nesne algılama ve sınıflandırma yapılır. Algılanan nesneye ait derinliği LIDAR sensörünün lazer ışınlarını kullanarak çevresini taraması ile hesaplanır.

Kamera-LIDAR füzyon tekniği özellikle otonom sürüş, güvenlik sistemleri, mobil robotlarda ve uygulamalarında sıklıkla kullanılır. Robot bulunduğu ortamı ve çevresindeki nesneleri daha iyi algılayabilmek ve tanımlayabilmek için kameradan elde edilen RGB görüntüler ile LIDAR'dan elde edilen derinlik bilgileri uygun algoritmalar ve fiziki araçlarla birleştirilebilir.

LIDAR sensöründen alınan derinlik bilgileri ile kamera görüntüleri eşleştirilerek, LIDAR ile oluşturulmuş nokta bulutundaki her bir noktaya renk bilgisi eklenir ve füzyon gerçekleştirilmiş olur. Bu işlemi gerçekleştirmek için verilerin her birine ön işleme uygulanır. Ardından eşleştirme ve birleştirme işlemleriyle bu işlem gerçekleşmiş olur.

Bu füzyon ile yüksek doğruluk oranına ve hassasiyete sahip 3B konumlama ve haritalama yapılabilir. Bu işlemin bir dezavantajı yüksek işlem maliyetine sahip olması ve bazı gecikmelere sahip olmasıdır. Fakat bu dezavantaj günümüzde geliştirilen teknolojiler ile giderek azalmaktadır.

Kamera ile LIDAR sensörünün füzyonu veri toplama, veri senkronizasyonu, veri işleme, verilerin füzyonu ve son olarak doğrulama olmak üzere birkaç adımdan meydana gelir.

- Veri Toplama

Kamera ve LIDAR sensörü, bulundukları ortama ait verileri toplarlar. Kamera ile yüksek çözünürlüğe sahip 2B görüntüler alınırken LIDAR sensörü ile güvenilirliği fazla nokta bulutu olarak isimlendirilen 2B (x y) veya 3B (x y z) derinlik bilgileri sağlanır.

- Veri Senkronizasyonu

Kamera ve LIDAR sensöründen elde edilen veriler, zaman damgaları veya senkronizasyon yöntemleri kullanılarak senkron hale getirilebilir. Bu yöntemler ve kullanılan çeşitli senkronizasyon algoritmaları yardımıyla eş zamanlı olarak aynı konuma ait veriler sağlayabilir.

- Veri İşleme

Kamera ile elde edilen görüntüler nesne algılama, sınıflandırma ve izleme algoritmaları ile işlenir. Benzer şekilde nokta bulutu formatında üretilen LIDAR verileri de tanımlanır ve sınıflandırılır.

- Veri Füzyonu

Kamera ile LIDAR verisinin birleştirilmesi, 3B uzaklık bilgilerinin, çözünürlüğü yüksek kamera görüntüsünün eşleştirilmesi ile sağlanır. Bu adım ile nesnelerin daha iyi algılanabilmesi ve yüksek doğrulukla konum tespitinin yapılabilmesini sağlar.

- Doğrulama

Füzyon ile alınan sonuçlara göre, elde edilen sistemin ortamda var olan nesneleri ne kadar hassasiyetle algıladığı, nesnelerin sınıflandırılmasının ve konumlandırılmasının ne kadar doğru olduğu kontrol edilir.

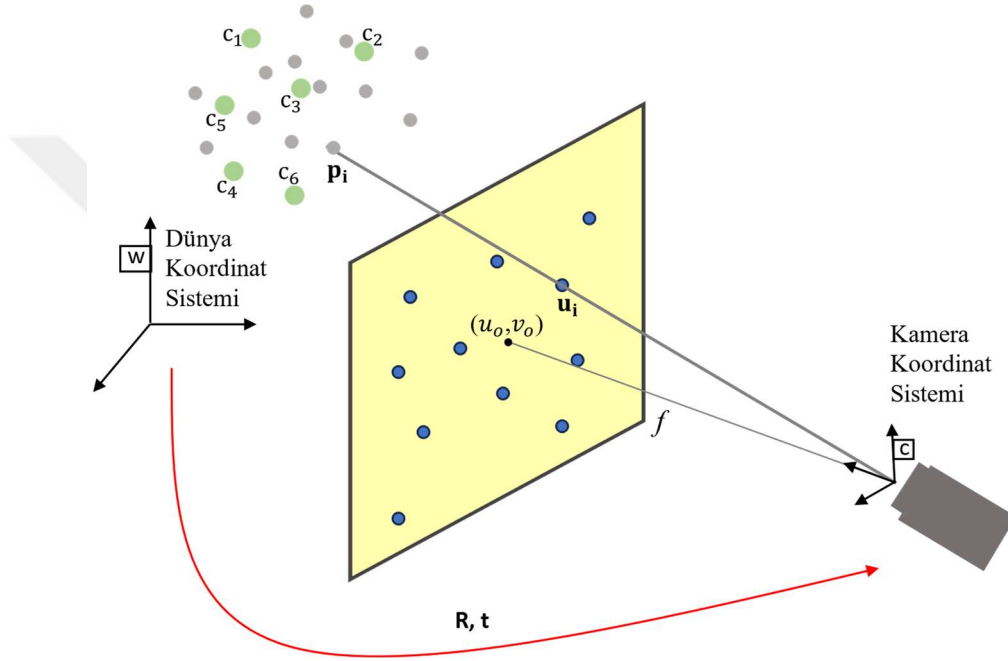
1.13. LIDAR-Kamera Kalibrasyonu

LIDAR ve kamera sensör verilerinin beraber işlenerek 2B nesne tespitinin sağlanabilmesi için ilk adım olan ve önemli bir yer tutan LIDAR-kamera kalibrasyonunun doğru şekilde yapılabilmesidir. LIDAR ile üretilen verilerinin kamera görüntülerinde karşılık düşen noktalar ile doğru eşleştirilebilmesi için verilerin hassas şekilde toplanması ve sistemdeki geometrik ve optik farklılıkların dikkate alınmasını gerektirir. Kalibrasyon süreci, kalibre etmede kullanılacak hedeflerin tespit edilmesi ve kalibrasyonda kullanılan çeşitli matematiksel modelleme yöntemleri ile gerçekleştirilir.

Gerçek dünyada bulunan bir nesnenin 3B koordinatlarını 2B görüntü noktalarına çevirmek için rotasyon vektörü (rvec) ile translasyon vektörü (tvec) olarak adlandırılan dış parametrelerin belirlenmesi gerekmektedir. Bunun için matematiksel ifadeler kullanılarak

3B dünya koordinatlarına sahip LIDAR noktaları 2B piksel konumları kamera koordinatlarına dönüştürülmesi sağlanır.

Bir nesnenin gerçek dünyadaki koordinatlarının 3B noktalarını kameranın görüş düzlemine düşen 2B noktalarla eşleştirmek için matematiksel yöntemler kullanılmaktadır. Bahsedilen bu yöntemler, LIDAR noktaları ile kamera görüşünü eşleştirerek kamera ile nesne arasındaki dış parametreler olan rotasyon vektörü ile translayon vektörünü belirler. LIDAR ile kamera uzayı arasındaki dönüşümü açıklayan görsel Şekil 15'te verilmiştir.



Şekil 15. LIDAR ve kamera uzayı dönüşüm görseli

Dönüşüm matrisinin elde edilmesine ilişkin matematiksel ifadeler denklem (7)-denklem (11)'de tanımlanmaktadır (Marchand, Uchiyama, & Spindler, 2016).

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \Pi T_w^c \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Gerçek dünyada 3B koordinatlara sahip olan bir nesnenin konumu $P_w = (x_w \ y_w \ z_w)$ şeklindedir. Bu koordinatlara ait konumun koordinat sistemindeki projeksiyonları $p_i = (u_i \ v_i)$ şeklinde olduğu varsayılın.

Kameranın sahip olduğu içsel parametre değerlerinden olan odak uzunlukları f_x ve f_y , ana nokta koordinatları c_x ve c_y ile denklem (8)'de verilen kamera matrisi elde edilir:

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Burada " T_w^c " matrisi, gerçek dünya koordinatlarındaki x, y, z eksenlerinin kamera koordinatlarına dönüştürülmesi için kullanılan bir dönüşüm matrisidir. Bu matrisin matematiksel ifadesi denklem (9)'da ve Π ile ifade edilen birim matris denklem (10)'da verilmiştir.

$$T_w^c = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\Pi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

Gerçek dünya koordinatları ile homojen koordinatlar arasındaki dönüşüm denklem (11)'de verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = T_w^c \cdot \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Burada $(x_c \ y_c \ z_c)$ kamera düzlemindeki koordinatları temsil ederken $(x_w \ y_w \ z_w)$ ise gerçek dünya koordinatlarını ifade etmektedir. Verilen dönüşüm matrisi rotasyon vektörü ve translasyon vektörünü içerir.

Rotasyon vektörü, kameranın dünya koordinatlarından görüntü koordinatlarına dönüşümünü, translasyon vektörü ise kameranın dünya koordinatlarından görüntü koordinatlarına kaydırılmasını temsil eder.

Rotasyon vektörünün (rvec) 3×3 döndürme matrisine dönüştürülmesi “rodrigues” formülü ile sağlanır. Rodrigues formülü, bir rotasyon vektörün döndürme matrisine dönüştürüldüğü matematiksel ifade olup denklem (12)’de verildiği şekilde tanımlanmaktadır (Gallego & Yezzi, 2014).

$$R = \cos(\theta)I + (1 - \cos(\theta)) \frac{rr^T}{\|r\|^2} + \sin(\theta) S(r) \quad (12)$$

$$\theta \rightarrow \text{norm}(r)$$

$$r \rightarrow \frac{r}{\theta}$$

Burada “R” döndürme matrisini, “I” birim matrisi, “r” rotasyon vektörünü, “||r||” vektör r’nin uzunluğunu (normunu), “ θ ” rotasyon açısını ve “S(r)” ise çarpım çapraz matrisini temsil etmektedir. Çarpım çapraz matrisi S(r), rotasyon vektörü (r) için denklem (13)’te verildiği şekilde tanımlanmaktadır.

$$S(r) = \begin{bmatrix} 0 & -r_z & r_y \\ r_z & 0 & -r_x \\ -r_y & r_x & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

2.1. Veri Seti

Çoklu hedef tespiti ve konumlandırılması konusunun ilk adımı, veri setinin hazırlanmasıdır. Kullanılacak derin öğrenme ağına göre veri setinin eğitime verilmesi ve ağırlıklarının elde edilmesi gerekmektedir. Çalışma kapsamında herhangi bir veri setine eğitim yapılmamış olup, halihazırda YOLOv7 algoritması ile eğitime verilmiş ve ağırlık dosyası elde edilmiş olan COCO ağırlık dosyası ve etiketleri kullanılmıştır. COCO ağırlık dosyasında yaklaşık 80 adet nesne bulunur ve her nesnenin benzersiz bir kimliği ve etiketi vardır.

2.2. Yazılım ve Donanım

Çoklu hedeflerin tespiti ve konumlandırılma işleminin gerçek zamanlı gerçekleştirilmesinde yazılım kısmı için ROS'un sağladığı yayıncı-abone (pub-sub) iletişim modeli kullanılarak, düğümler arasındaki haberleşme sağlandı. Bu yaklaşım ile C++ ve Python ile oluşturulmuş düğümler arasında iş birliği sağlanarak sistem içerisindeki farklı düğümler arasında veri akışı gerçekleştirildi.

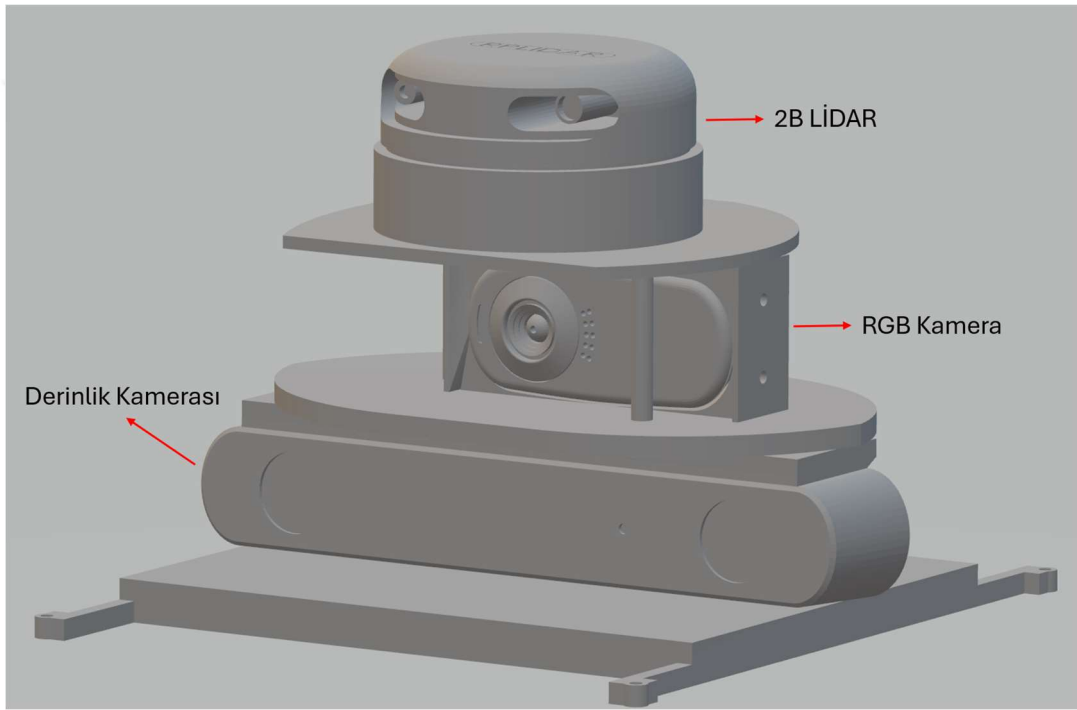
Çoklu hedeflerin tespiti ve konumlandırılma işleminin gerçek zamanlı gerçekleştirilmesi için yazılımın yanı sıra donanım kısmı da hazırlanmıştır. Donanım için mekanik tasarım yapılmış ve gerçekleştirilmiştir.

2.2.1. Mekanik Tasarım

3B nesne tespiti için oluşturulan mekanik sistemi, Autodesk tarafından geliştirilen 3B tasarım programı olan Fusion 360 yazılımında çizilmiştir. Çizim esnasında sensörlerin doğru konumlandırılması ve entegrasyonu için hassas hesaplamalar yapıldı.

Fusion 360 ile tez kapsamında kullanılan 2B LIDAR, monoküler kamera ve stereo kameranın ortak bir taşıyıcı sisteme yerleştirilmeleri gerekir. 2B LIDAR ile monoküler kamera arasında yapılacak olan kalibrasyonun ve senkronizasyonun doğruluğunu ve hassasiyetini arttırmak ve monoküler kamera-LIDAR füzyonu çıktıları ile stereo kamera çıktıları arasında daha iyi analiz yapabilmek amacıyla kullanılan her bir sensörün merkez

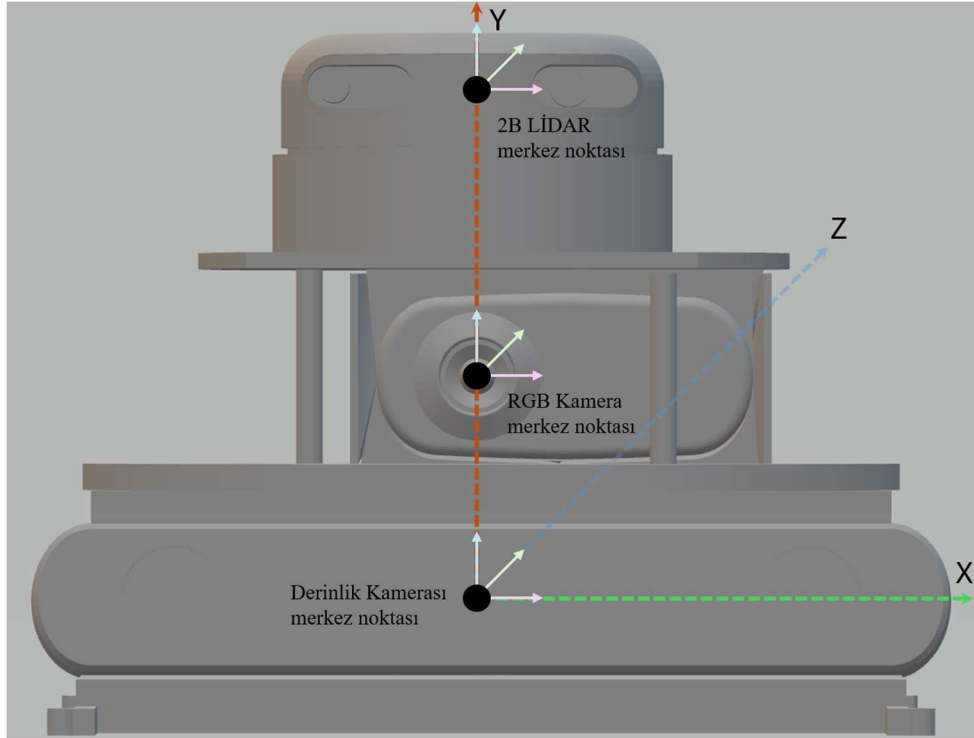
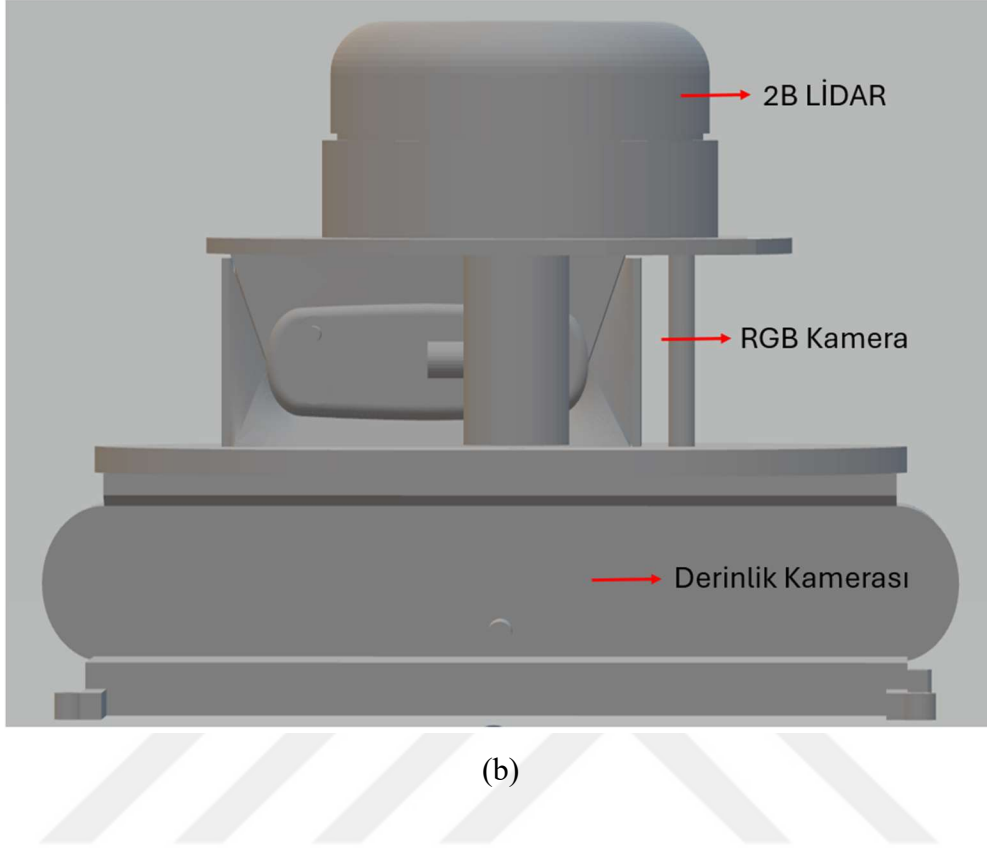
noktalarının ortak bir (x z) referans noktası belirlendi. Sensörlerin merkez noktalarını yaklaşık değerlere oturtabilmek amacıyla 3 sensör üst üste ve y eksenleri birbirlerine yakın olacak şekilde konumlandırıldı. Tasarım aşaması tamamlandıktan sonra oluşturulan sensörleri taşıyan çerçevenin 3B modeli ile yapılan tasarımın detayları ve sensörlerin konumlandırılmasının görsel hali Şekil 16’da sunulmaktadır. Sistemin Fusion 360’ta oluşturulmuş mekanik modelin Şekil 16.(a)’da yandan görünümü, Şekil 16.(b)’de sistemin arkadan görünümü verilmiştir. Sistemin önden görünümünü ve sensörlerin merkez noktalarını gösteren görsel Şekil 17’de verilmiştir.



(a)

Şekil 16. Oluşturulan modelin görseli (a) Modelin yandan görünümü (b) Modelin arkadan görünümü

Şekil 16'nın devamı



Şekil 17. Sensörlerin merkez noktaları

Oluşturulan tasarım 3B yazıcılar tarafından anlaşılabilir bir format olan stl uzantılı dosyaya dönüştürülerek baskı için hazır hale getirilmiştir. Stl dosyası kullanılarak yapılan basım işleminin ardından 3B taşıyıcı çerçevenin fiziksel prototipi oluşturuldu. 3B taşıyıcı yapının basılmasının ardından sırada LIDAR, monoküler kamera ve stereo kameranın bu yapı üzerine dikkatlice oturtulması işlemi gelmektedir.

3B yazıcıdan çıkarılan parçalardan ve sensörlerden oluşan taşıyıcı çerçevenin içeriği aşağıdaki gibidir:

- 2B LIDAR
- Monoküler Kamera
- Stereo Kamera
- 3B taşıyıcı yapı
- Sensör bağlantıları için 3 adet bağlantı kablosu

Montaj aşamasında üst plakaya LIDAR orta plakaya monoküler kamera ve en alt tabakaya stereo kamera dikkatlice yerleştirildi. Monoküler kamera ile stereo kamerayı yerlerinde sabitlemek için yuvalarına sıkıştırıldı. En üstteki katmanda bulunan LIDAR ise alttan plakaya vidalandı.

Mekanik tasarım ve montajın ardından oluşturulan sisteme ait görüntü Şekil 18’de verilen görselle gösterilmiştir.



Şekil 18. Oluşturulan sistem

2.2.2. Sensör Parametreleri

Sistemde 2B LIDAR, monoküler kamera ve stereo kamera olmak üzere 3 farklı sensör ve tüm sensör verilerini işleyebilmek amacıyla AMD RYZEN 5 işlemci ve 4060 ekran kartına sahip bilgisayar kullanılmıştır. Sistemde kullanılan sensörler sırayla Monoküler kamera, 2B LIDAR ve stereo kamera tanıtılmıştır.

Çalışma kapsamında amaçlanan çoklu hedeflerin tespiti ve 2B konumlandırma bölümü için hedeflerin tespit aşamasında kullanılan RGB kamera olarak Logitech markasına ait c310 model kamerası kullanılmıştır. Kameraya ait parametreler Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. Monoküler Kamera parametreleri

Maksimum Çözünürlük	1280×720p
Kamera mega piksel	1,2
Odak Türü	Sabit Odak
Görüş Alanı (fov)	60°
Kare Hızı	30 fps

Çalışma kapsamında tespit edilen hedeflerin 2B konumlandırılması bölümü için Robo Peak şirketi tarafından üretilen RPLIDAR A2M12 sensörü kullanılmıştır. Bu sensöre ait fiziksel özellikler Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2. RPLIDAR A2M12 parametreleri

Açısı mesafe	360 °
Ölçüm menzili	0,2m - 16m
Ölçüm kesinliği	%2,5 (5-25M)
Örnekleme sıklığı	Saniyede 8000-16000
Dönme hızı	5-15 Hz
Açısal çözünürlük	0,225°-0,45°
RPLIDAR boyutu	41* 76*72,5 mm
Uygulama	İç mekân

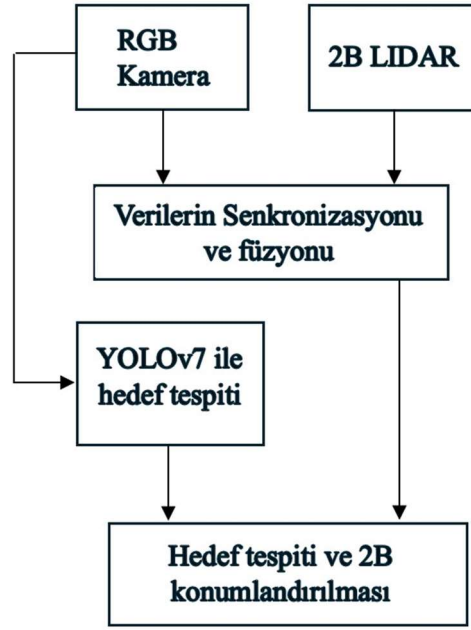
Çalışma kapsamında amaçlanan çoklu hedeflerin tespiti ve 3B konumlandırma bölümü için kullanılan ZED 2i stereo kameranın teknik özellikleri Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. ZED 2i kamera parametreleri

Özellikler	
Derinlik mesafesi	0,3m – 20m
Derinlik doğruluğu	3 m'ye kadar <%1 15 m'ye kadar <%5
Görüş Alanı (FOV)	110° (H) × 70° (V) × 120° (D)
Nesne Tespiti	20 m'ye kadar 3B 40 m'ye kadar 2B
Çıkış Çözünürlüğü	2 × (2208 × 1242) @ 15 fps – kırpma modu 2 × (1920 × 1080) @ 15/30 fps – kırpma modu 2 × (1280 × 720) @ 15/30/60 fps – gruplama 2x2 modu 2 × (662 × 376) @ 15/30/60/100 fps – gruplama 4x4 modu
Hareket Sensörleri	Manyetometre, jiroskop, ivmeölçer
Boyut	175,25 × 30,25 × 43,1 mm (6,90 × 1,69")
Ağırlık	166(0,36 lb.)

2.3. 2B LIDAR – Kamera ile 2B Hedef Tespiti

Çalışma kapsamı, monoküler kamera verilerine 2B LIDAR verilerini entegre ederek nokta bulutu verilerini oluşturmayı ve oluşturulan bu nokta bulutundan gerçek zamanlı 2B konumlandırma yapmayı amaçlamaktadır. YOLOv7 ile 2B nesne tespiti için düşük maliyetli yöntemde 2B tarama yapabilen LIDAR ile RGB web-kamera sensörleri kullanılmıştır. Yöntem ile RGB kamera ve 2B LIDAR sensöründen alınan verilerin Robot İşletim Sistemi (ROS) kullanılarak işlenmesi ve füzyon edilmesi ile tespit edilmesi amaçlanan nesnelerin 2B konumlarının belirlenmesi için bir yaklaşım sunmaktadır. Şekil 19'da 2B LIDAR-kamera ile 2B hedef tespitini anlatan akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 19. 2B LIDAR-kamera ile 2B hedef tespitine ait akış diyagramı

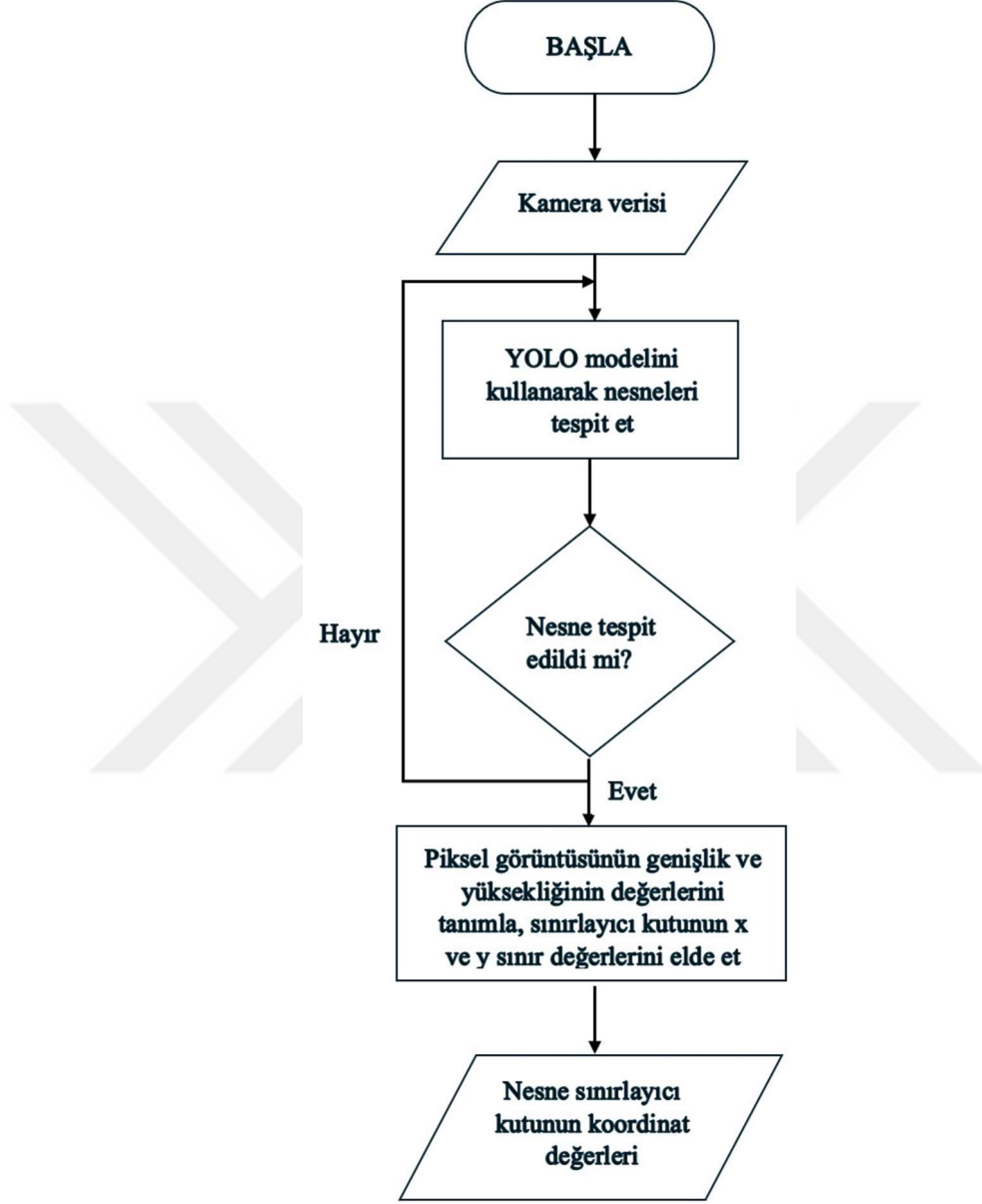
Bu kapsamda nesnelerin 2B tespiti için Logitech markasının bir modeli olan c310 web-kamerası ve görsel üzerimde 2B tespiti yapılan nesnelere gerçek zamanlı 2B konumlandırma yapabilmek için SLAMTEC markasına ait modeli RPLIDAR A2M12 olan 2B LIDAR kullanılmıştır. Bu doğrultuda, her iki sensörden gelen verilerin işlenmesi için aynı çalışma ortamında olmak üzere ayrı ayrı paketler oluşturulmuş ve sensörlerden gelen verileri birleştirmek için bu paketler üzerinde ROS mimarisinde yer alan yayıncı-abone model sistemi uygulanmıştır. Bu sistem ile bir paket üzerinden alınan veriler yayın edilerek bir başka paketin bu yayına abone olup, yayın edilen çıktıları kullanması sağlanmaktadır. Aynı çalışma alanı içinde oluşturulan paketlerin kullanım amaçları detaylı olarak anlatılmıştır.

2.3.1. Hedef Tespiti

Çalışmanın önemli iki bileşeninden ilki nesne tespiti düğümünün oluşturulmasıdır. Bu kısımda çalışmada tespit edilmesi istenilen hedefler, 2B konumlandırılması için uygulanacak yöntem de göz önünde bulundurularak belirlenir.

Nesne tespiti için kullanılan kameranın görüş alanı (field of view-fov) ve genişlik (width) olmak üzere bahsedilmesi gereken iki terim vardır. Kameranın gördüğü alan kameranın görüş alanı olarak tanımlanmaktadır. Kameranın görüş alanı (fov), derece cinsinden ifade edilir ve derece aralığı 0° ile 180° arasında değişebilir. Genişlik (width) ise

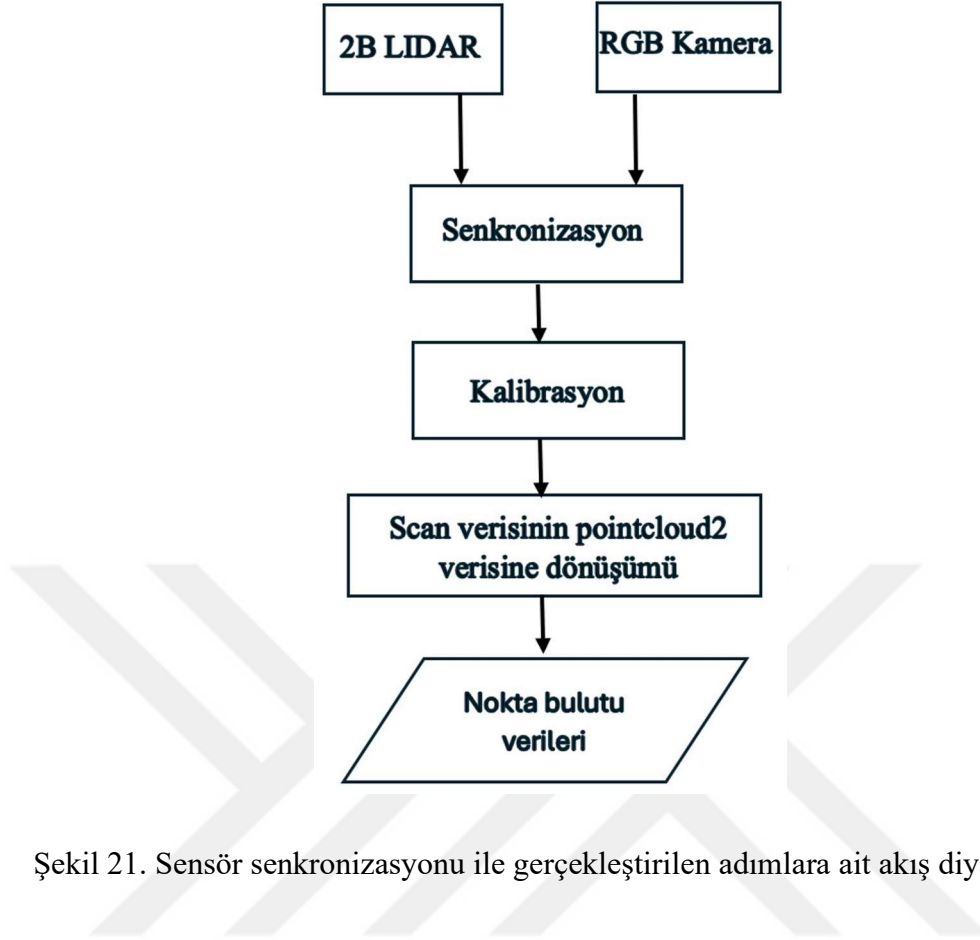
kamera sensörünün görebileceği en geniş görüş alanını tanımlar ve milimetre cinsinden ölçülür. YOLOv7 ile nesne tespiti adımının detaylı akış şeması Şekil 20’de verilmiştir.



Şekil 20. YOLO modeli ile gerçekleştirilen adımlara ait akış diyagramı

2.3.2. Verilerin Senkronizasyonu ve İşlenmesi

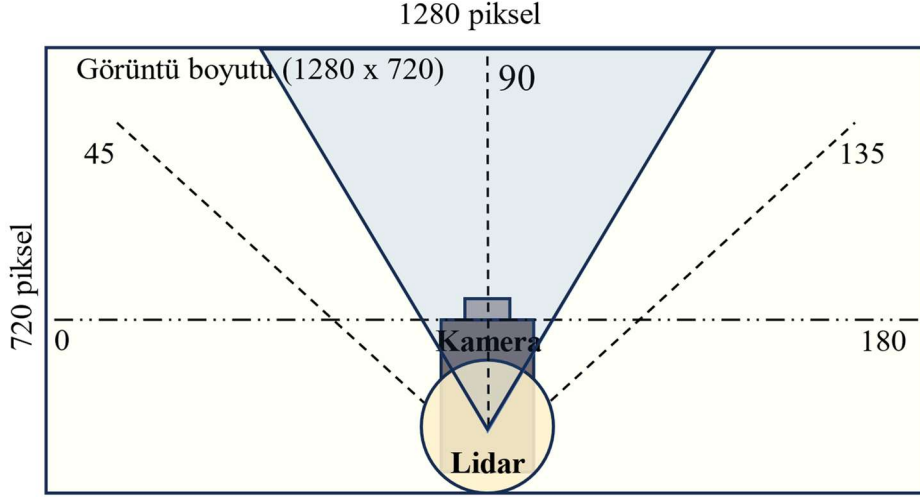
Verilerin birlikte işlenebilmesi için senkronizasyonlarının yapılması gerekmektedir. Şekil 21’de sensör verilerinin senkronizasyonunun ve birlikte işlenmesi adımının detaylı akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 21. Sensör senkronizasyonu ile gerçekleştirilen adımlara ait akış diyagramı

2.3.3. Nokta Bulutunun Elde Edilmesi

YOLOv7 ile tespit edilen nesnelerin görsel üzerindeki 2B konumlarından gerçek zamanlı 2B konumlarının elde edilebilmesi için kamera ile birlikte sabit bir y ekseninde 360° tarama yapabilen 2B LIDAR kullanılmaktadır. Öncelikle bahsedilen bu sensörlerin dışsal kalibrasyonu gerçekleştirilir ve verilerin senkronize halde elde edilerek birlikte işlenmesi sağlanır. Bu adım, LIDAR tarafından ölçülen mesafe uzaklık bilgileri ile kamera görüntüsündeki piksel bilgilerini içermektedir. LIDAR verilerini almak için SLAMTEC'in oluşturduğu RPLIDAR kütüphanesi kullanılmaktadır. ROS Master, "/scan" başlığı altındaki verileri RPLIDAR kütüphanesi aracılığı ile LIDAR sensöründen alır. Daha sonra bunları yayın ederek diğer paketlerin kullanmasına olanak tanır. Kamera ve LIDAR'ın dışsal kalibrasyonlarında odak uzaklığı ile görüş alanı (fov) 60° olarak ayarlanır. Şekil 22'de kamera ile LIDAR'ın konumlandırılması verilmiştir.



Şekil 22. LIDAR ve kameranın birbirlerine göre konumu

Gerçek zamanlı konumlandırma düğümünde öncelikle YOLOv7 ile algılanan nesnelerin sınırlayıcı kutularının sahip olduğu x ekseni sınırları boyunca eksen LIDAR tarafından taranır. Taranan bu sınırlar içerisinde bulunan LIDAR açıları ve bu açı değerlerine karşılık gelen mesafe bilgileri tespit edilir. Daha sonra tespit edilen mesafelerden en az değere sahip mesafe z_{min} olarak ve en fazla değere sahip mesafe ise z_{max} olarak tutulur. Bu doğrultuda nesnenin sabit y ekseni boyunca z sınır bilgileri elde edilmiş olur.

Burada dikkat edilmesi gereken iki ayrıntı vardır. Bunlardan ilki tespit edilen ve sınırlayıcı kutusu oluşturulan nesne eğer 16 m'den daha uzakta ise LIDAR'ın maksimum algılama mesafesini aşacağından dolayı bu nesneyi LIDAR algılamayacaktır. Bir diğer önemli nokta ise kullanılan LIDAR 2B tarama yapabilmesinden kaynaklı x ekseni boyunca sabit bir y değeri boyunca veri alabilecektir. Dolayısıyla nesnenin x ekseni boyunca LIDAR'ın denk geldiği y eksen değeri dışındaki diğer y eksen değerlerinde daha yakın ya da daha uzak mesafe var ise bunları LIDAR yine algılamayacaktır.

Kamera görüntüsü üzerinde LIDAR ile alınan noktalar işaretlenerek LIDAR'ın oluşturmuş olduğu 360° nokta bulutundan sadece kamera görüntüsüne düşen kısım tutulur ve geri kalan noktalar filtrelendir. Başka bir deyişle, sabit y ekseninde 360° 'lik konumlarda bulunan noktalardan sadece kamera piksel sınırları içerisine düşen LIDAR noktaları elde edilir ve kameranın göremediği diğer LIDAR noktaları ihmal edilir.

2.3.4. Lazer Verilerine Filtreleme İşleminin Uygulanması

LIDAR ile ortamın 360° taranmasıyla elde edilen verilerden oluşturulan LaserScan mesajındaki belirlenen piksel değerlerinin dışında kalan açılara ve açılarak karşılık gelen noktaların kaldırılması amacıyla filtreleme işlevi uygulanmıştır. Bu doğrultuda kamera pikselleri sınırlar dışında kalan noktalar ihmal edilerek meydana gelecek gürültüler en aza indirgenir ve aykırı değerler ortadan kaldırılır. Başka bir ifadeyle, burada yapılan filtreleme işleminin asıl uygulanma amacı LIDAR ile yapılan taramanın sadece kamera görüntüsüne düşen aralığına odaklanıldığı için kullanılmayacak olan diğer noktalar ortadan kaldırılarak veri karmaşıklığı azaltılmıştır.

2.4. Kamera LIDAR Füzyonu

Kamera LIDAR sensör füzyonun gerçekleştirilmesi için ilk adım olarak RGB kameranın iç parametrelerinin belirlenmesi amacıyla kamera kalibrasyonu yapıldı. Ardından RGB kamera ile LIDAR sensörünün dışsal kalibrasyonu ve senkronizasyonu gerçekleştirildi.

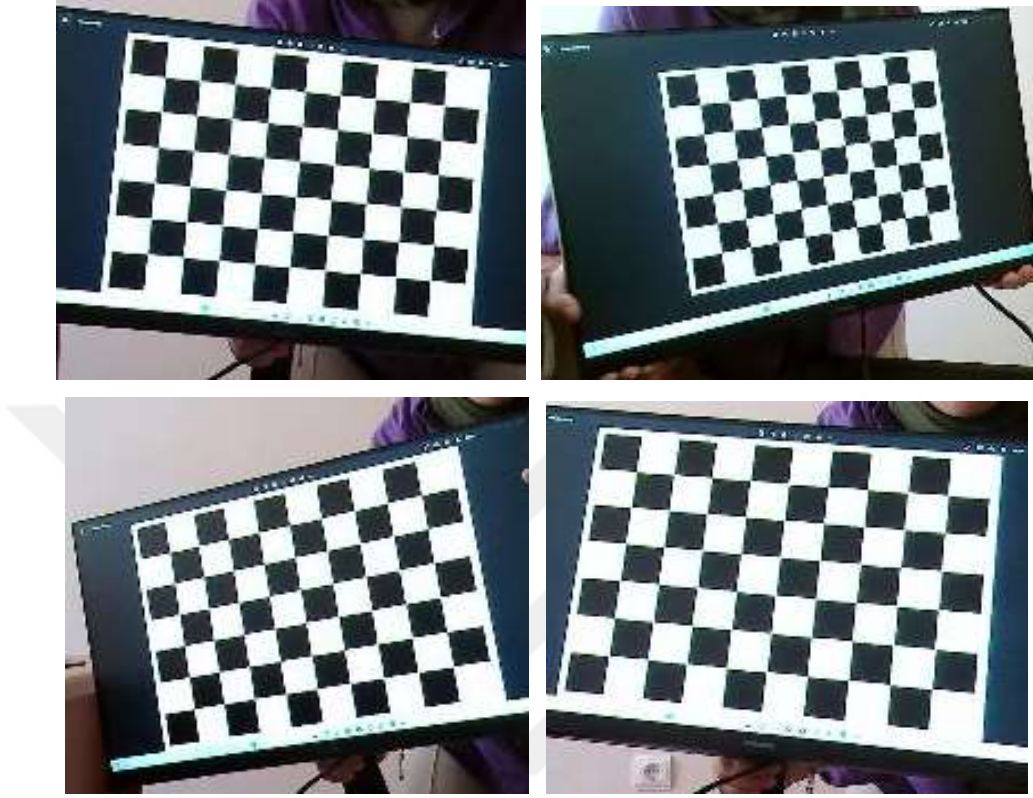
2.4.1. Kamera Kalibrasyonu

RGB kamera kalibrasyonu, kameranın optik özelliklerini ve iç parametrelerini belirleyen, bilgisayar ile görüş ve diğer görüntü işleme çalışmalarında uygulanan önemli bir adımdır. Kamera kalibrasyonu ile kameranın temel görüntüleme düzlemi (fov), kamera matrisi ve kamera merceğindeki hataların düzeltilmesinde kullanılan distorsiyon parametreleri tespit edilebilmektedir. Çalışmada kullanılan RGB kameranın kalibrasyonu, dama tahtası ve MATLAB kamera kalibrasyon toolbox'ı kullanılarak yapılmıştır.

Kalibrasyon işleminde, kalibrasyon deseni içeren görüntüler kullanılır. Dama tahtası ile kamera kalibrasyonu işlemi, kalibrasyonda sık kullanılan geleneksel bir yöntemdir. Bu yöntem ile düşük maliyetli ve etkili bir kalibrasyon işlemi gerçekleştirilebilir. Dama tahtasında bulunan kareler, kullanılan kameranın fov'unu ve kameraya ait matrisin tespitinde kullanılan bir referans çerçevesi sağlar.

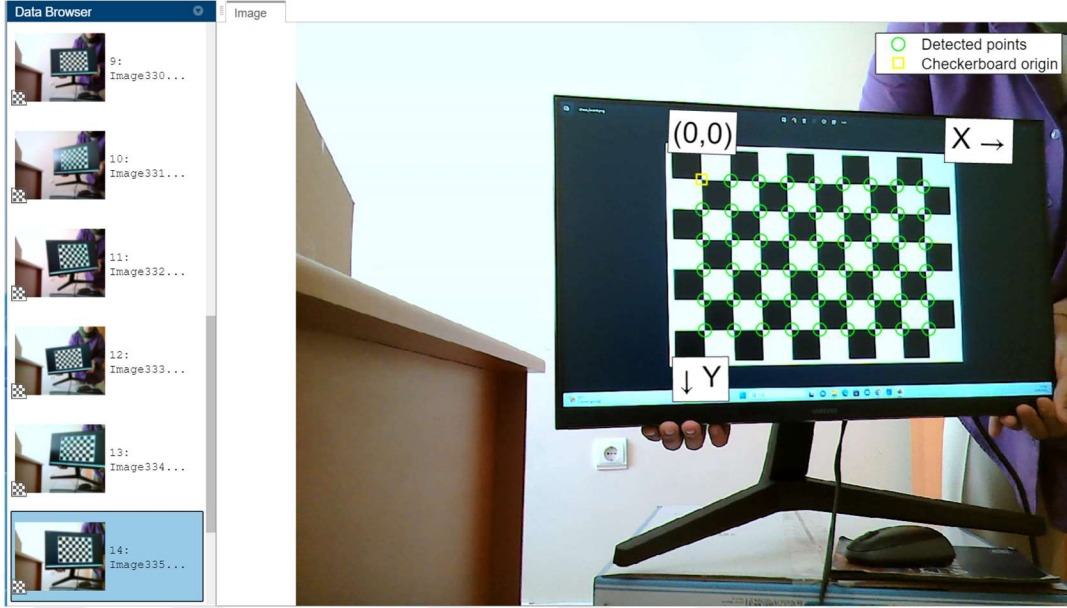
Kalibrasyon aşamasında ilk olarak RGB kamera, görüntülerin alınması esnasında yer kameranın değiştirmesini önlemek için sabitlendi. Dama tahtası, sabitlenmiş kamera önüne

farklı pozisyon ve açılarda yerleştirilerek 20 farklı görüntü alındı. Her bir görüntü MATLAB toolbox yazılımına yüklendi. Şekil 23'te alınan görüntülerden bazı örnekleri verilmiştir.



Şekil 23. Alınan farklı açı ve konumdaki görüntülerden bazı örnekler

Elde edilen her görüntüde, dama tahtasında bulunan karelerin köşe noktaları otomatik olarak algılandı ve bu noktalara ait konumlar kaydedildi. Şekil 24'te algılanan köşe koordinatlarına ait görsel verilmiştir.



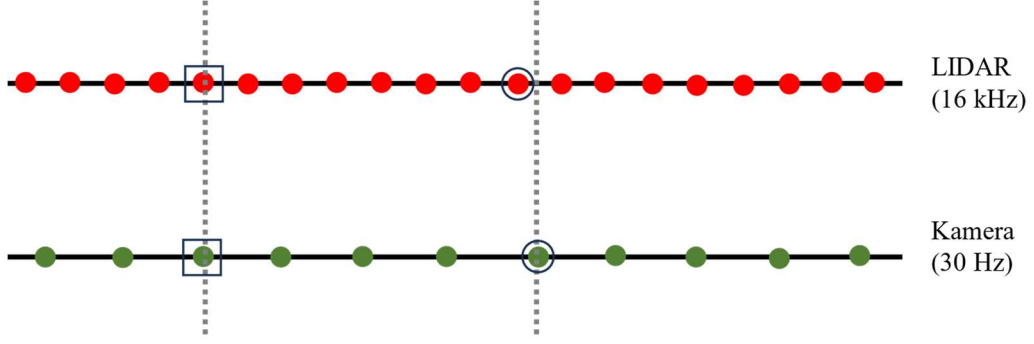
Şekil 24. Dama tahtası üzerinde algılanan köşe noktalar

Son olarak tespit edilen köşe noktalarının dünya koordinatları ile kamera koordinatları arasındaki ilişkiyi veren kalibrasyon matris elde edildi.

2.4.2. 2B LİDAR – Monoküler Kamera Senkronizasyonu ve Kalibrasyonu

Tez kapsamında 2B LIDAR sensörü ile RGB kamera kullanılarak gerçek zamanlı olarak belirlenen hedefler doğrultusunda 2B nesne tespitinin yapılma süreci detaylı şekilde anlatılmaktadır. Süreç kapsamında, ilk adım olarak LIDAR ve kamerayı senkronizasyonu ve kalibrasyonu ile başlamakta olup, ilk adımın başarılı şekilde tamamlanmasıyla elde edilen verilerin filtrelenmesi ve işlenmesi aşamalarına geçilmektedir.

Birbirinden farklı her sensörün veri toplama ve iletim frekansları çeşitlilik göstermektedir. Sensörlerden alınan verilerin birlikte işlenebilmesi için verilerin senkronize olması gerekmektedir. Bundan dolayı, verileri birleştirilecek olan farklı sensörlerin veri tutarlılığının sağlanabilmesi amacıyla zaman senkronizasyonunun yapılması önemli bir çalışmadır. Şekil 25'te farklı sensör verilerin zaman senkronizasyonunu anlatan bir görsel verilmiştir.

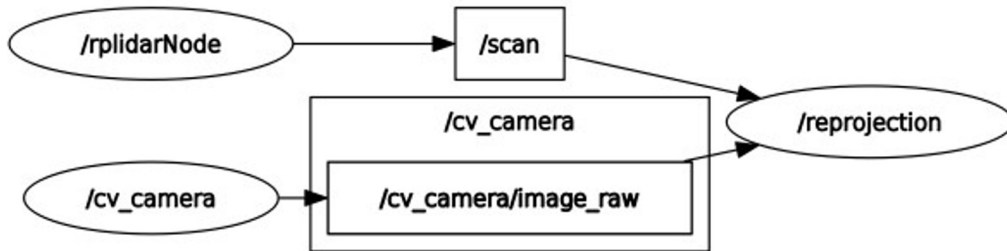


Şekil 25. Farklı sensör verilerinin zaman senkronizasyonu

Zaman senkronizasyonu ile kullanılan her bir sensör, verileri topladığı andaki geçerli zaman damgasını tutar. Farklı sensörlerden gelen verilerin zaman damları arasındaki fark değeri belirlenen eşik değerinin altında ise, bu veriler aynı zamanda toplanmış olarak kabul edilir. Bu işlem ile farklı sensörlerden gelen verilerin zaman açısından uyumluluğu sağlanır (Li, Li, Tan, & Hu, 2022).

2B LIDAR ve kamera kalibrasyonu için ilk adım olan kamera içsel parametrelerinin belirlenmesi adımı MATLAB'ta bulunan kalibrasyon aracı ile yapılmıştır. Bu kısımda LIDAR ile kamera arasındaki dışsal parametre değerlerinin belirlenmesi işleminin gerçekleştirilebilmesi için bir dizi matematiksel yöntem ve oluşturulan veri seti ile sensörler arası dışsal kalibrasyon gerçekleştirilmiştir.

2B LIDAR ve kamera kalibrasyonu için ROS üzerinde oluşturulan düğümler ve yayınlanan konular ile kalibrasyon işleminin yazılımsal tarafı oluşturulmuştur. Şekil 26'da verilen diyagramda kalibrasyon işleminde kullanılan düğümler ve konuların birbiri ile ilişkisi verilmiştir. Buna göre rplidarNode düğümünün oluşturduğu “/scan” konusu ile cv_camera düğümünün oluşturduğu “/cv_camera/image_raw” konusu /reprojection adlı düğümde işlenerek LIDAR koordinat sisteminin kamera koordinat sistemine yansıtılması sağlanmaktadır.



Şekil 26. LIDAR ve kamera kalibrasyonu için oluşturulan düğümler

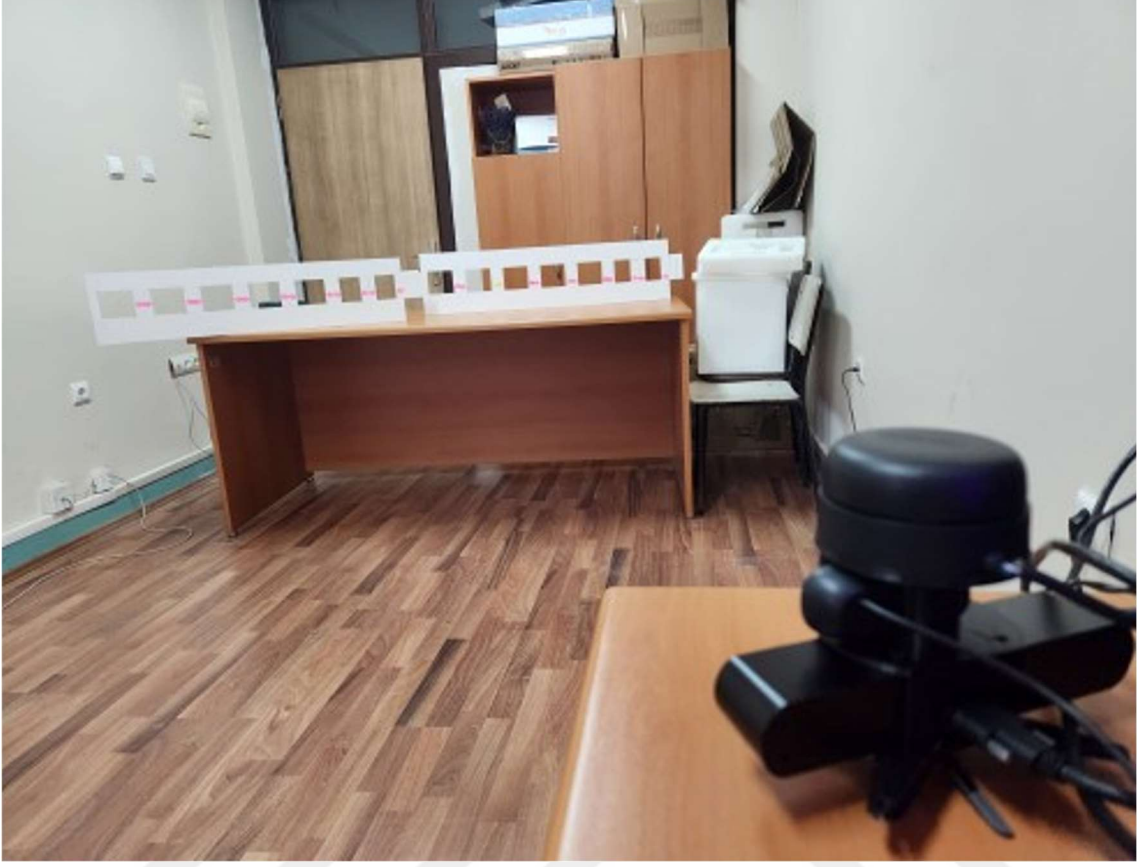
Monoküler kamera ile 2B LIDAR'ın kalibrasyonunu gerçekleştirmek ve gerekli verilerin toplanmasını sağlamak amacıyla Şekil 27.(a)'da verilen bir düzenek tasarlanmıştır. Burada dikkat edilmesi gereken detay, kamera ile LIDAR'ın kalibrasyonu sırasında birbirlerine göre bulundukları göreceli konumlarının sabit kalması için 3B yazıcıdan çıkarılan sisteme yerleştirilip sabitlenmişti. LIDAR-kamera sistemi ile kalibrasyon için hazırlanan düzenek belli bir mesafede masa üzerine Şekil 27.(b)'de gösterildiği şekilde konumlandırılmıştır.



(a)

Şekil 27. Dışsal kalibrasyon için oluşturulan çalışma (a) Kalibrasyon için hazırlanan düzenek (b) Kalibrasyon düzeneği ile LIDAR ve kameranın birbirlerine göre konumları

Şekil 27'nin devamı



(b)

Kalibrasyon işleminin gerçekleştirilmesi temelde iki adımda oluşmaktadır. İlk adımda, hazırlanan düzeneğin üzerinde 2B LIDAR'ın y eksenini boyunca karşılık geldiği noktalar işaretlenmektedir. İşaretlenen bu noktalar kamera tarafından lazer ışınlarının yakalanacağı noktaları temsil etmektedir. İkinci adımda ise düzencek üzerinde işaretlenen noktalara karşılık gelen lazer koordinatları ve görüntü koordinatlarını tespit etmektir. Noktaların işaretlenmesi işleminde, süreç boyunca düzeneğin ve sensör sisteminin konumları ve yönleri değiştirilmemektedir.

Veri seti ve kamera düzlemindeki konum ile LIDAR konumlarını eşleştirme adımında LIDAR noktalarından seçilen bir noktanın kamera görüntüsündeki konumu tespit edilmeye çalışılır. İlk olarak, kamera ile LIDAR sabit bir yere konumlandırılarak LIDAR sensöründen elde edilen noktalardan kameradan alınan görüntüye karşılık gelenleri arasından belli noktalar seçilerek görüntüden bu noktaların 2B konumları işaretlenir. Bu şekilde yaklaşık 15 adet işaretleme yapılarak LIDAR-kamera verilerinden veri seti oluşturulur.

Lazer koordinatlarının işaretlenmesi, 2B LIDAR tarafından üretilen lazer verileri kullanılarak gerçekleştirilir. RViz üzerinde 2D Nav Goal aracı ile lazer koordinatı işaretlenir. İşaretlemeyle eş zamanlı olarak alınan kamera görüntüsünden lazer koordinatına karşılık gelen görüntü üzerindeki nokta işaretlenir. Bunun için kalibrasyon düzeneğinde lazerin düştüğü y eksenindeki noktalar pembe çıkartmalar ile işaretlenmişti. Lazer koordinatı ile bu koordinatı karşılık düşen görüntü koordinatı hassas şekilde işaretlenmesi yapıldığında bir .txt dosyasına kaydedildi. Bu işlem yeterli koordinat verisi toplanana kadar sürdürülerek yaklaşık 15 noktanın işaretlenmesiyle işlem sonlandırıldı. Şekil 28’de verilen görselde bir lazer koordinatı ile lazer koordinatına karşılık düşen görüntü koordinatının işaretleme uygulamasının gerçekleştirilmesi esnasında RViz’den alınan bir görüntü verilmiştir.



Şekil 28. Lazer koordinatı ile koordinata karşılık gelen kamera koordinatının RViz üzerinde işaretlenmesi

İşaretlenen LIDAR koordinatları ile bu koordinatlara karşılık düşen kamera görüntü koordinatlarından oluşan 15 adet koordinat çifti oluşturulmuştur.

Kök ortalama kare hatasının (Root Mean Square Error-RMSE) hesaplanması ile gerçek piksel konum değerleri ile tahmin edilen konum değerleri arasındaki hata farkı ölçülebilir. Bu değer, rotasyon vektörü, translasyon vektörü gibi belirli dışsal parametre değerleri kullanıldığında LIDAR noktalarının kamera görüntüsündeki konumu ile gerçek konumu arasındaki farkı temsil etmektedir. Kalibrasyon işleminin doğruluğu arttıkça RMSE değeri düşmekte, işlemin doğruluğu azaldıkça hatanın miktarı artmaktadır. RMSE fonksiyonunun matematiksel ifadesi denklem (14)’te tanımlanmıştır:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p}_i)^2} \quad (14)$$

Burada “N” veri noktalarının toplam sayısını, “ p_i ” gerçek piksel konumlarının değerlerini, “ $\bar{p}_i$ ” tahmin edilen piksel konumlarının değerlerini ve “ $\sum$ ” işlemi ise tüm veri noktaları için toplama işlemi ifade etmektedir. Seçilen her bir LIDAR ve kamera noktaları için gerçek piksel konum değerleri ile tahmin edilen piksel konum değerleri arasındaki farkın kareleri alınarak tüm noktaların kareleri toplanır. Toplanarak hataların ortalaması alınarak karekökü hesaplanır ve bu şekilde RMSE değeri tespit edilir.

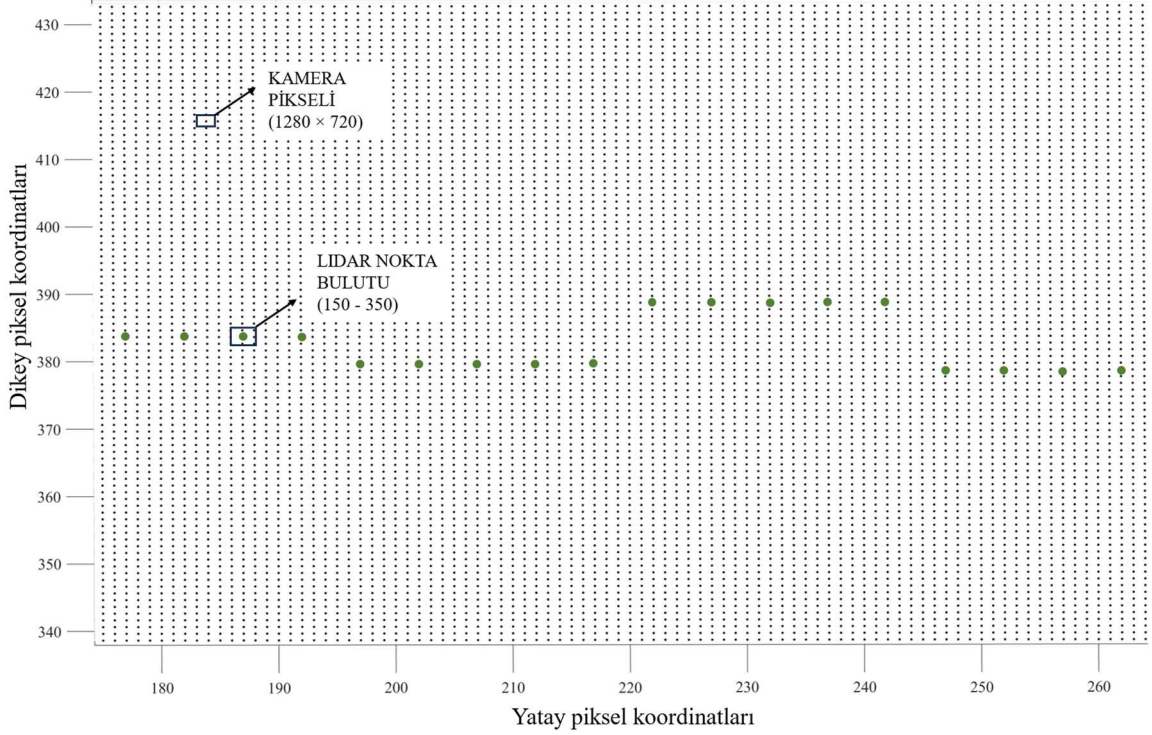
2.5. Ölçeklendirme ve Filtreleme

2B LIDAR ile kameranın dışsal kalibrasyonunun gerçekleştirilmesinin ardından bir sonraki adım olarak verilerin işlenmesi gelmektedir. Bu verilerin birlikte işlenebilmesi için nokta bulutu, kamera piksel boyut büyüklüğüne göre tekrardan boyutlandırıldı. Bir diğer önemli adım ise YOLOv7 tarafından oluşturulan sınırlayıcı kutulardan LIDAR lazerinin sınırları içerisinde bulundurmayan sınırlayıcı kutuların filtrelenmesidir.

2.5.1. Nokta Bulutuna Göre Piksellerin Yeniden Ölçeklendirilmesi

Çalışma kapsamında farklı sensörler kullanıldığından dolayı, alınan verilerin boyutları birbirlerinden farklı olabilmektedir. Kullanılan RGB kamera 1280 genişliğinde piksel üretirken, 2B LIDAR sensörün kamera kadrajına düşen noktalar ise 150 – 300 genişliğine sahip nokta bulutu üretebilmektedir. Bu durumda veri boyutlarının farklı olması neticesinde veriler birbirleriyle örtüşmemektedir. Şekil 29’da verilen görselden de anlaşılabacağı gibi her

piksele bir nokta düşmesi gerekirken, yaklaşık olarak her 5 piksele 1 tane nokta karşılık gelmektedir. Veri boyutu arasındaki bu uyumsuzluk veri boyutu hatası gibi hatalara sebebiyet vermektedir.



Şekil 29. Kamera pikselleri ile nokta bulutunun dağılımı

Çalışmada kullanılan RGB kamera ile 2B LIDAR sensörlerinin çözünürlükleri ve ölçekleri farklı olduğu için kameradan elde edilen görüntüleri piksel boyutları ile LIDAR'dan üretilen nokta bulutu boyutunun uyumlu hale getirilmesi gerekmektedir. Kameradan alınan görüntü üzerindeki piksel noktalarını LIDAR'dan elde edilen nokta bulutuna göre yeniden ölçeklendirme işleminde amaç, piksel koordinatlarını nokta bulutunun referans çerçevesinden nokta bulutunun boyutuna göre yeniden boyutlandırmaktır.

Bu işlem için öncelikle görüntü pikselleri nokta bulutu verilerine uyumlu hale getirmek amacıyla ölçek faktörü hesaplanır. Denklem (15)'te ölçek faktörünün hesaplanması için kullanılan ifade verilmiştir.

$$\text{ölçek}_x = \frac{\text{nokta bulutunun genişliği}}{\text{piksel genişliği}}$$

(15)

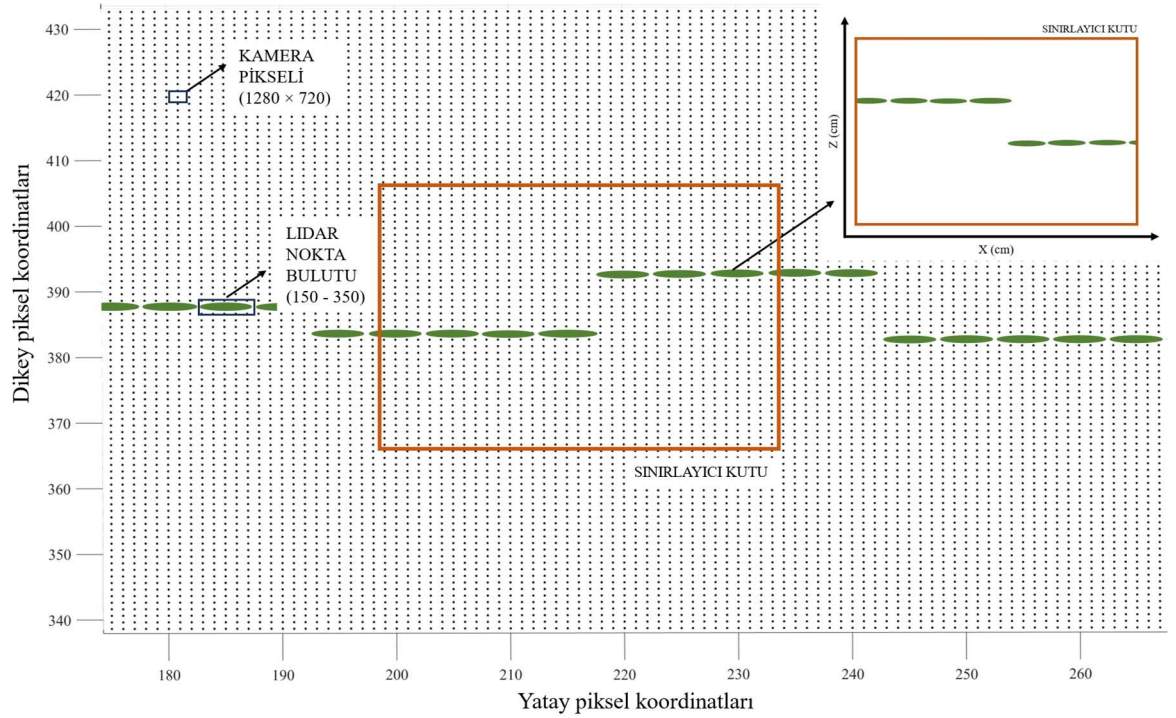
$$\text{ölçek}_y = \frac{\text{nokta bulutunun yüksekliği}}{\text{piksel yüksekliği}}$$

Ardından her bir sınırlayıcı kutunun piksel merkez noktalarının koordinat değerleri denklem (15)'te verilen ölçek faktörleri ile çarpılarak nokta bulutu verilerinde karşılık geldiği indeks değerleri bulunur. Sınırlayıcı kutunun merkez koordinatlarının piksellerin nokta bulutundaki karşılığı denklem (16)'da verilmiştir.

$$\text{ölçek}_{\text{merkez}_x} = \text{merkez}_x \times \text{ölçek}_x$$

$$\text{ölçek}_{\text{merkez}_y} = \text{merkez}_y \times \text{ölçek}_y$$

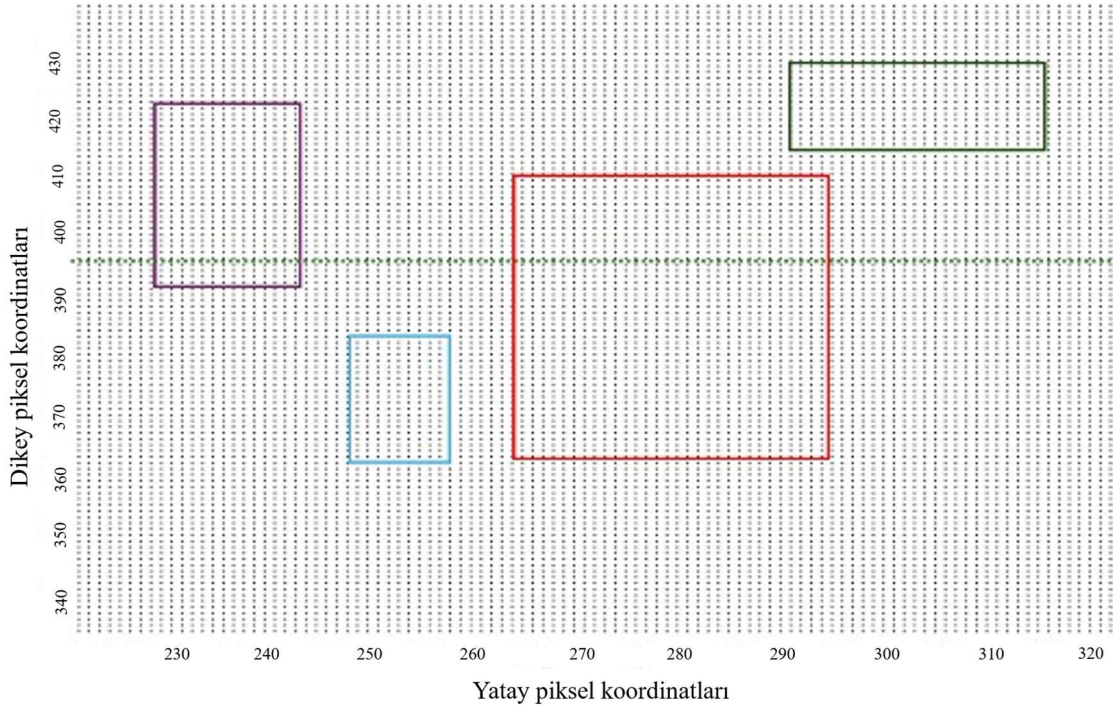
Bu hesaplamaların yapılmasıyla birlikte her bir piksele karşılık gelen noktalar elde edilmiştir. Şekil 30'da nokta bulutunun piksel boyutuna göre tekrar boyutlandırılmasına anlatan bir görsel verilmiştir.



Şekil 30. Nokta bulutunun piksel büyüklüğüne göre yeniden boyutlandırılması

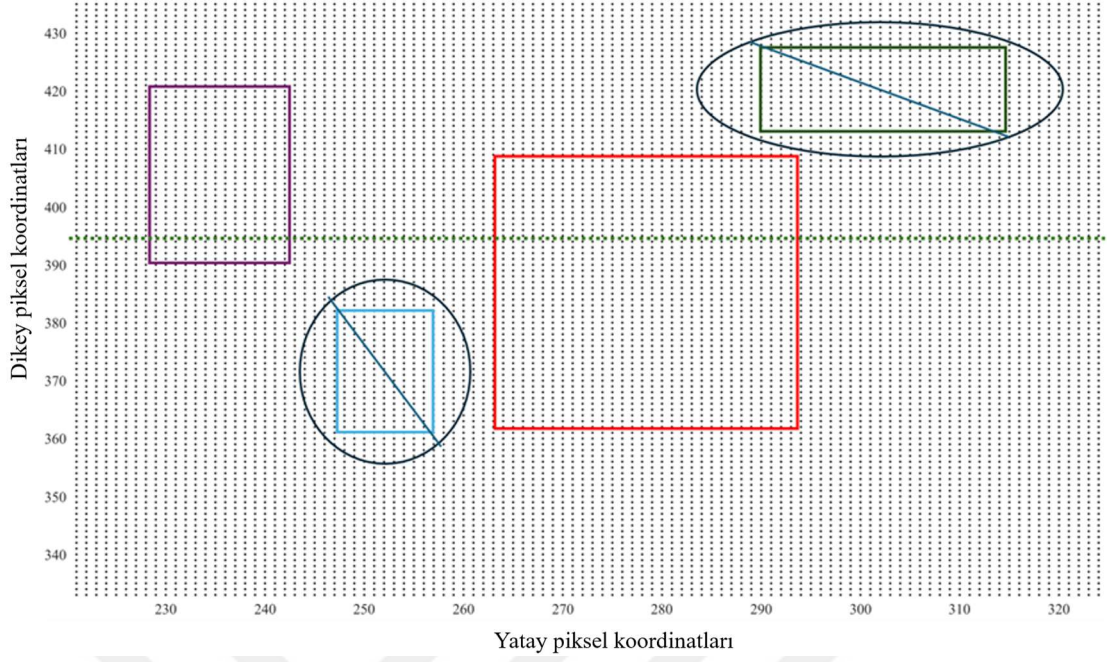
2.5.2. Sınırlayıcı Kutuların Filtrelenmesi

2B LIDAR tek y ekseninde tarama yapabilirken YOLO modeli tarafından oluşturulan sınırlayıcı kutular LIDAR'ın tarama alanı dışında kalabilmektedir. Bunun için eğer sınırlayıcı kutu, y eksenı boyunca LIDAR'ın ürettiği nokta bulutundan bir noktayı kendi y eksenı sınırları arasında bulundurmuyorsa bu sınırlayıcı kutunun filtrelenmesi gerekmektedir. Örneğin Şekil 31'de verilen görselde yeşil ve mavi renkli sınırlayıcı kutular LIDAR sensörünün denk düştüğü y eksenı dışında kalmaktadırlar. Dolayısıyla bu sınırlayıcı kutular hesaplanmaya alınmaz.



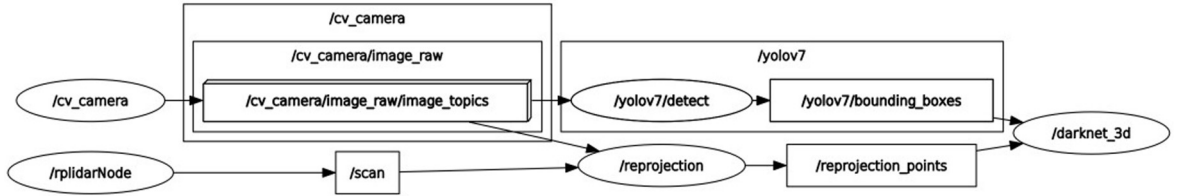
Şekil 31. YOLOv7 oluşturulan sınırlayıcı kutular ve LIDAR lazerinin denk düştüğü sınır

Bunun için her bir sınırlayıcı kutu kendi içinde tüm y eksenlerini kontrol ederek sınırları içerisine LIDAR noktasının düşüp düşmediğini kontrol etmeli, eğer bir nokta bulunduyorsa o sınırlayıcı kutu tutulmalı, sınırları içerisinde nokta bulunmayan sınırlayıcı kutular Şekil 32'de gösterildiği gibi ayıklanmalıdır.



Şekil 32. LIDAR lazeri dışında kalan sınırlayıcı kutuların filtrelenmesi

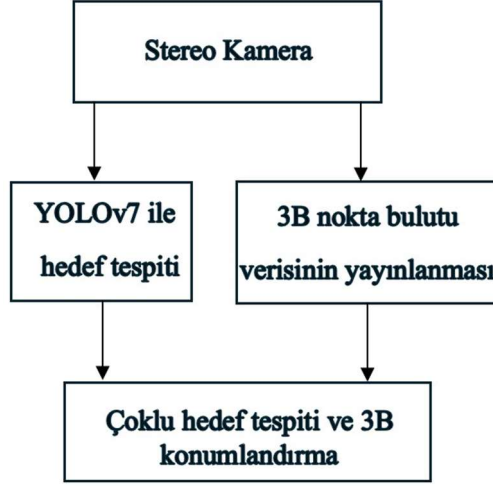
LIDAR ve monoküler kamera ile çoklu hedef tespiti ve gerçek zamanlı 2B konumlandırma için yapılan çalışmaya ait ROS'un rqt_graph çıktısı Şekil 33'te verilmiştir.



Şekil 33. 2B hedef tespiti için RQT graf çıktısı

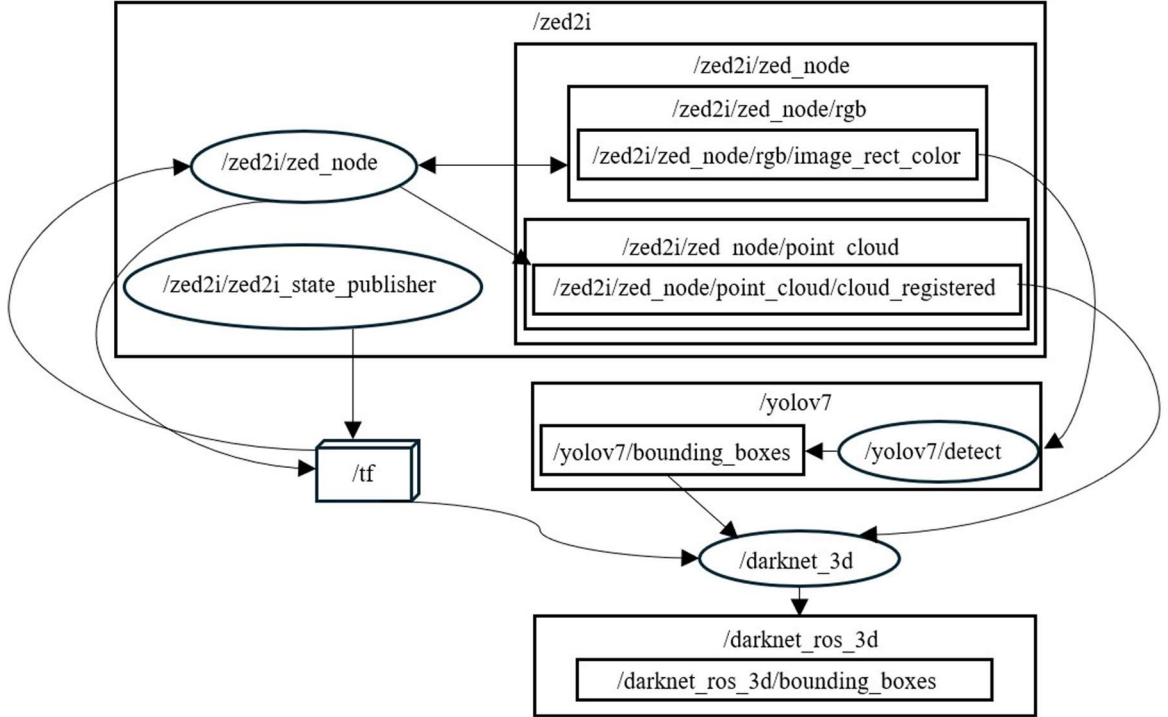
2.6. Stereo Kamera ile 3B Hedef Tespiti

Derinlik kamerası olan ZED 2i ile tek sensör üzerinden çoklu hedeflerin tespiti ve 3B konumlandırılma gerçekleştirilmiştir. Yine bu adımda da görüntü işleme modeli olan YOLOv7 mimarisi kullanılmıştır. Mimarinin oluşturduğu çıktılar ve derinlik kamerasının ürettiği nokta bulutu üzerinde çalışılmıştır. Şekil 34'te derinlik kamerası ile 3B hedef tespitini anlatan akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 34. Derinlik kamerası ile 3B hedef tespitine ait akış diyagramı

Stereo kamera kullanılarak 3B nesne konum tespitini yapılması için uygulanan işlemler ROS'un bünyesinde bulunan rqt graph kullanılarak görselleştirilmiş hali Şekil 35'te verilmiştir.



Şekil 35. 3B hedef tespitinin RQT graf çıktısı

3B konumlandırmada kullanılan derinlik kamerası ZED 2i sensörüne ait yayınlardan biri olan “/zed2/zed_node/rgb/image_rect_color” çıktısına YOLOv7 tarafından abone

olunarak istenilen hedeflerin tespiti yapılır. Tespiti yapılan nesnelere ait 2B sınırlayıcı kutu bilgileri YOLOv7 tarafından yayınlanır. 3B konum tespiti yapacak olan düğüm, ZED 2i kameranın bir diğer yayını olan “/zed2/zed_node/point_cloud/cloud_registered” çıktısına ve YOLOv7’nin yayınladığı “/yolov7/bounding_boxes” mesajlarına abone olarak bunları kendi düğümlerinde işlemek üzere tutar.

Kamera verilerinin YOLOv7 modeli ile işlenmesi sonucu elde edilen 2B sınırlayıcı kutu (bounding box) bilgileri ve stereo kameranın nokta bulutu verileri kullanılarak gerçek dünyadaki bir nesnenin 3B sınırlayıcı kutusu hesaplanır. Bu işlemin çoklu nesne tespitinde kullanılabilmesi için gelen veriler bir liste içerisinde depolanır ve bilgiler ilgili ROS mesaj tipine uygun şekilde saklanır. YOLOv7 her bir nesneye ait sınırlayıcı kutunun mesajları içerisinde x ve y değerlerinin sahip olduğu en küçük ve en büyük nokta bilgileri ile o nesnenin olasılık değeri ve sınıf adı bilgilerini depolayıp bunları yayınlar. YOLOv7’nin yayınladığı tespit edilmesi istenilen hedeflerden birine ait sınırlayıcı kutu içeriği Şekil 36’da verilmiştir.

```
center:
  x: 126.0
  y: 126.0
  theta: 0.0
probability: 0.7354204058647156
x1: 2
y1: 1
x2: 251
y2: 251
id: 0
Class: "PERSON"
```

Şekil 36. Tespit edilen hedefin sınırlayıcı kutu bilgileri

YOLOv7 ile tespit edilen ve 2B sınırlayıcı kutuları oluşturulmuş her bir nesne için, sınırlayıcı kutu içerisine dahil olan her bir noktanın koordinatları birbirleriyle karşılaştırılır. Sonuçta her bir koordinat eksenini için elde edilen minimum ve maksimum noktalar elde edilir. Bu şekilde 2B sınırlayıcı kutu verilerine derinlik bilgisi de eklenerek 3B sınırlayıcı kutular elde edilir. Anlatılan bu işlemler sisteme bazı döngülerin eklenmesiyle birlikte tespit edilmesi hedeflenen her bir nesne için gerçekleştirilebilir. ROS’un sunduğu “subscribe” ve “publish” hizmetleri ile tespit edilen 3B nesne konumları diğer modüller, düğümler ve sistemlerle paylaşılacak üzere yayınlanabilir.

```

Class: "PERSON"
probability: 0.9089405536651611
xmin: 0.29009565711021423
ymin: 0.1425524353981018
xmax: 0.7951996326446533
ymax: 0.6072010397911072
zmin: -0.07355482876300812
zmax: 0.4624263048171997

```

Şekil 37. Oluşturulan 3B sınırlayıcı kutu bilgileri

Burada, “Class” tespit edilen nesnenin sınıfını, “probability” ise nesnenin olasılığını belirtir. “ x_{min} ” sınırlayıcı kutusunun sol üst köşesinin x koordinatını metre cinsinden, “ x_{max} ” sınırlayıcı kutusunun sağ alt köşesinin x koordinatını metre cinsinden, “ y_{min} ” sınırlayıcı kutunun sol üst köşesinin y koordinatını metre cinsinden, “ y_{max} ” sınırlayıcı kutunun sağ alt köşesinin y koordinatını metre cinsinden, “ z_{min} ” sınırlayıcı kutunun en yakın pikselinin z koordinatını metre cinsinden, “ z_{max} ” Sınırlayıcı kutunun en uzak pikselinin z koordinatını metre cinsinden ifade etmektedir.

ROS üzerinde oluşturulmuş bu düğüm ile elde edilen 3B koordinatlar, tespit edilmesi hedeflenen nesneye ait sınırlayıcı kutusunun 3B uzayda konumunu tanımlayarak nesneye ait boyut, şekil vb. bilgilerin elde edilmesini sağlar.

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde, önerilen iki farklı yöntem ve kullanılan çeşitli sensörler ile çoklu hedeflerin 3B konum tespiti çalışmasının doğruluğunu, geçerliliğini ve performansını kapsamlı bir şekilde test etmek için farklı gerçek zamanlı çalışmalar yapılmıştır. Gerçek zamanlı çalışmaların birinci kısmında, stereo kamera ile 3B konum tespitin doğruluğunun değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Gerçek zamanlı çalışmalarının ikinci kısmında da önerilen 2B LIDAR ve monoküler kamera senkronizasyonu ile geliştirilen yöntemin performansı ortaya koyulmaya çalışılmıştır. Ayrıca tespit edilmesi istenilen çoklu hedefler için veri seti araştırılıp eğitime sokulmuş ve ağırlıkları alınarak iki farklı yöntem uygulanmıştır. Gerçek zamanlı uygulanan çalışmanın son kısmında ise önerilen iki farklı yöntemin başarısını göstermek için farklı senaryolar gerçekleştirilmiştir. Tüm işlemler, AMD Ryzen 5-7600 CPU 3.80 GHz işlemcili, Nvidia GeForce RTX 4060 8GB ekran kartlı, 32 GB RAM özellikli bir bilgisayar ortamında ve ROS Noetic yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

3.1. Monoküler Kamera Kalibrasyon Sonuçları

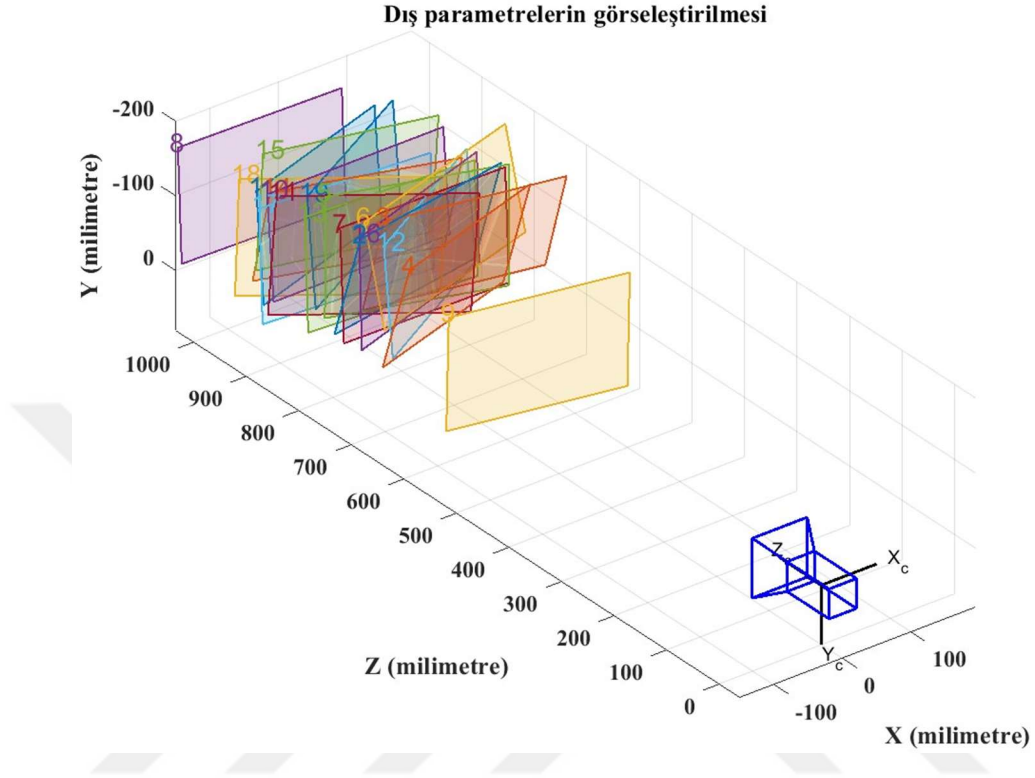
Son olarak tespit edilen köşe noktalarının dünya koordinatları ile kamera koordinatları arasındaki ilişkiyi veren kalibrasyon matris elde edildi. Tablo 4'te kalibrasyon sonucu elde edilen matris değerleri verilmiştir.

Tablo 4. Kalibrasyon matrisi

Parametre	Matris Değer Vektörleri
Odak uzaklığı (piksel)	$[1259,9778 \pm 2,0982 \quad 1258,3354 \pm 2,0386]$
Ana nokta (piksel)	$[951,5622 \pm 0,6207 \quad 527,9861 \pm 1,0501]$
Radyal distorsiyon	$[0,0689 \pm 0,0052 \quad -0,1118 \pm 0,0431]$

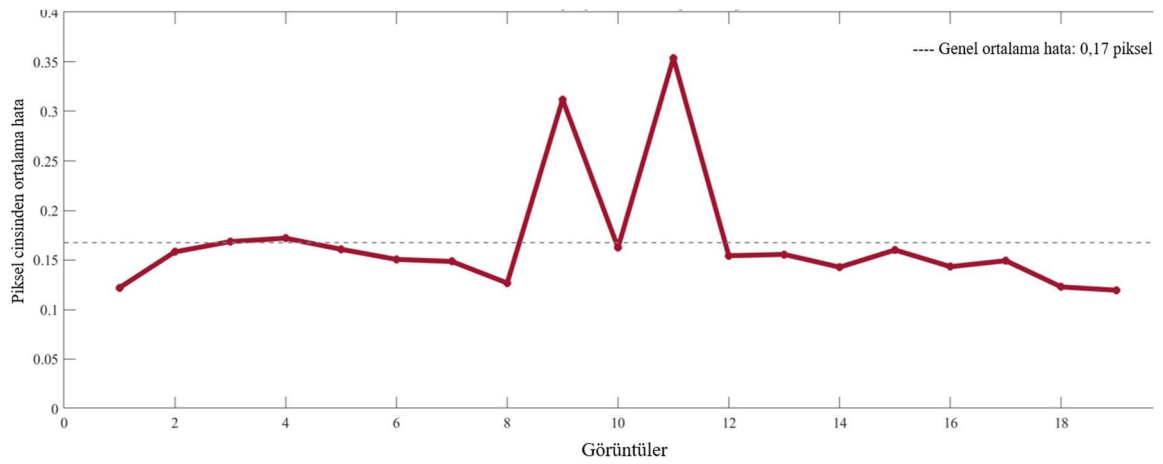
Kalibrasyon sonucu elde edilen dış parametreler, kameranın dünya koordinatlarına göre yönelimini ve konumunu belirlemektedir. Şekil 38'de kamera kalibrasyonu sonucu elde edilen dış parametrelerin görselleştirilmesi verilmiştir. Görselde verilen farklı renkteki

dikdörtgenlerin her biri kameranın çektiği görüntünün konumunu ve açısını ifade etmektedir.



Şekil 38. Alınan görüntülerin kameraya göre farklı açı ve konumlarının temsili

Kalibrasyon sonucu oluşturulan grafik, her görüntü için hesaplanan ortalama yeniden projeksiyon hatalarını göstermektedir. Ortalama yeniden projeksiyon hatasına ait grafik Şekil 39’da verilmiştir.



Şekil 39. Görüntü başına ortalama yeniden projeksiyon hatası

Yukarıda verilen grafikten, ortalama yeniden projeksiyon hatasının 0,17 piksel olduğu görülmektedir. Ayrıca 9. ve 11. görseldeki hataların diğer görsellere göre fazla olduğu görülebilmektedir.

3.2. LIDAR – Kamera Kalibrasyon Sonuçları

Noktaların işaretlenmesi ile elde edilen lazer koordinatları ve görüntü koordinatları, kamera ve LIDAR sensörlerinin koordinat sistemlerini birbirine eşleyen kalibrasyon matrisinin hesaplanmasında kullanılmaktadır. Noktalar ile oluşturulmuş kalibrasyon matrisi ve RMSE değerinin terminalden alınan çıktıları Tablo 5’te verilmiştir. Kalibrasyon matrisi sonucu oluşan ortalama kare hatası (RMSE) 2,125315 olarak ölçülmüştür.

Tablo 5. Dışsal kalibrasyon sonucu oluşturulan matrisler ve RMSE değeri

K (Kamera iç parametreleri)	$\begin{bmatrix} 1.4563e + 03 & 0e + 0 & 6.4774e + 02 \\ 0e + 0 & 1.4538e + 03 & 4.8907e + 02 \\ 0e + 0 & 0e + 0 & 1.0000e + 00 \end{bmatrix}$
D	$[0,0903 \quad -0,2708 \quad 0 \quad 0]$
T (Dönüşüm matrisi)	$\begin{bmatrix} -0,0163727 \\ -0,04572193 \\ 0,02892827 \end{bmatrix}$
R (Rotasyon matrisi)	$\begin{bmatrix} -0,0318 & 0,9994 & -0,0107 \\ 0,0109 & -0,0104 & -0,9998 \\ -0,9994 & -0,0319 & -0,0105 \end{bmatrix}$
Quaternion	$0,487 \quad +0,497i \quad +0,508j \quad -0,508k$
RMSE	2,125315

Bu sonuca göre lazer koordinatı ile kamera koordinatının kalibrasyonu için yapılan ölçüm ile gerçek değerden ortalama olarak 2,125315 piksel saptığı anlaşılmaktadır. Başka bir ifadeyle kalibrasyon işleminin uygulanmasıyla lazer noktası ile kameraya karşılık gelen noktanın konumları, gerçek değere göre 2,125315 piksel hata ile kalibre edilmektedir. Şekil 40’ta kalibrasyon sonucu LIDAR koordinatının görüntü üzerine yansıtılmış görüntüleri verilmiştir.



Şekil 40. Dışsal kalibrasyon sonucu

Burada dikkat edilmesi gerek kısım LIDAR'ın lazerine ve kameranın görüş alanına giren bir nesnenin mesafesine göre görüntü üzerine yansıtılan lazerin konumunun değişmesidir.

3.2.1. Hedeflerin 2B ve 3B Olarak Konumlandırılması

YOLOv7 mimarisi ile tespit edilen hedeflerin 2B ve 3B olarak konumlandırılmasının farklı koordinatlar için irdelenmesi amacıyla 3 farklı senaryo oluşturulmuştur. Her senaryo için COCO veri setinde bulunan hedeflerden seçilen farklı sınıflar kullanılmıştır. Çalışma kapsamında kullanılan sensörler ve yöntemler, oluşturulan senaryoların her birinde uygulanmış ve alınan sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Senaryo 1 için kısa mesafede hedeflerin tespiti ve LIDAR ile konumlandırılması gerçekleştirilmiş ve hedeflerin gerçek konumlarına göre LIDAR sensöründen alınan konum değerleri karşılaştırılmış ve her bir hedef için meydana gelen hata hesaplanmıştır. Yine aynı konum değerleri için 3B konumlandırma stereo kamera ile gerçekleştirilmiştir. Kısa mesafe için hedeflerin uzaklığı sensörlere göre 70 cm ve daha yakın olacak şekilde konumlandırılmıştır. Hedeflerin kısa mesafede YOLOv7 algoritması tarafından tespitine ait görsel Şekil 41’de verilmiştir.



Şekil 41. Kısa mesafe için nesnelerin YOLOv7 ile tespiti

70 cm ve daha kısa mesafe için oluşturulan senaryoda YOLOv7 algoritması şişe nesnesinin şişe olma olasılığını %90,42 olarak, vazo nesnesinin vazo olma olasılığını %54,66 olarak ve saat nesnesinin saat olma olasılığını %66,82 olarak belirlemiştir.

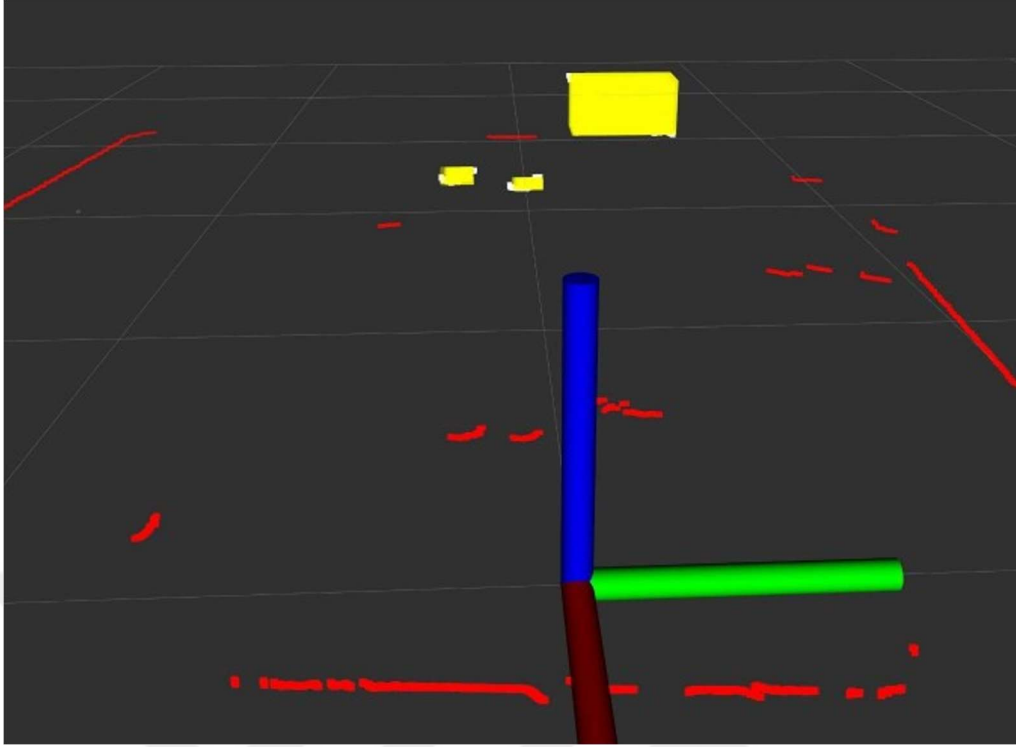
Nesnelerin gerçek konumlarına ait koordinatlar ile kamera ve LIDAR veri füzyonu ile hesaplanmış konumların koordinatları Tablo 6’da verilmiştir. Yine verilen tabloda her bir koordinat için hata hesaplanmış ve hata yüzdeleri verilmiştir.

Tablo 6. Senaryo 1-kısa mesafe için alınan LIDAR ölçümleri

Hedef	Sınır		Gerçek Konum (cm)	Kamera+LIDAR (cm)	Hata (cm)	Yüzde hata (%)
Şişe	minimum	x	-9,2	-8,8	0,4	%4,3
		z	46,1	46,4	0,3	%0,6
	maksimum	x	-2,6	-2,8	0,2	%7,6
		z	49,1	48,7	0,4	%0,8
Vazo	minimum	x	-21,4	-20,1	1,3	%6,0
		z	49,2	50,6	1,4	%2,8
	maksimum	x	-14,9	-17,1	2,2	%14,7
		z	50,6	51,6	1,0	%1,9
Saat	minimum	x	4,7	5,7	1,0	%21,2
		z	56,1	57,0	0,9	%1,6
	maksimum	x	20,9	21,5	0,6	%2,8
		z	63,8	64,1	0,3	%0,4

Hedeflerin 70 cm ve daha altı mesafede yerleştirilmesi ile YOLOv7 algoritması hedefleri başarıyla tespit etmiş, LIDAR-kamera füzyonuyla x eksenini boyunca ortalama 0,95 cm hata, z eksenini boyunca ise ortalama 0,71 cm hata ile konum tespiti yapılmıştır.

RViz üzerinde LIDAR sensörünün ürettiği tarama verilerinden elde edilen nokta bulutu üzerinde YOLOv7 ile tespit edilen nesneler, 2B sınırlayıcı kutu içerisinde alınması Şekil 42’de görüldüğü şekilde başarıyla gerçekleşmiştir.



Şekil 42. Kısa mesafede tespit edilen hedeflerin 2B sınırlayıcı kutuları

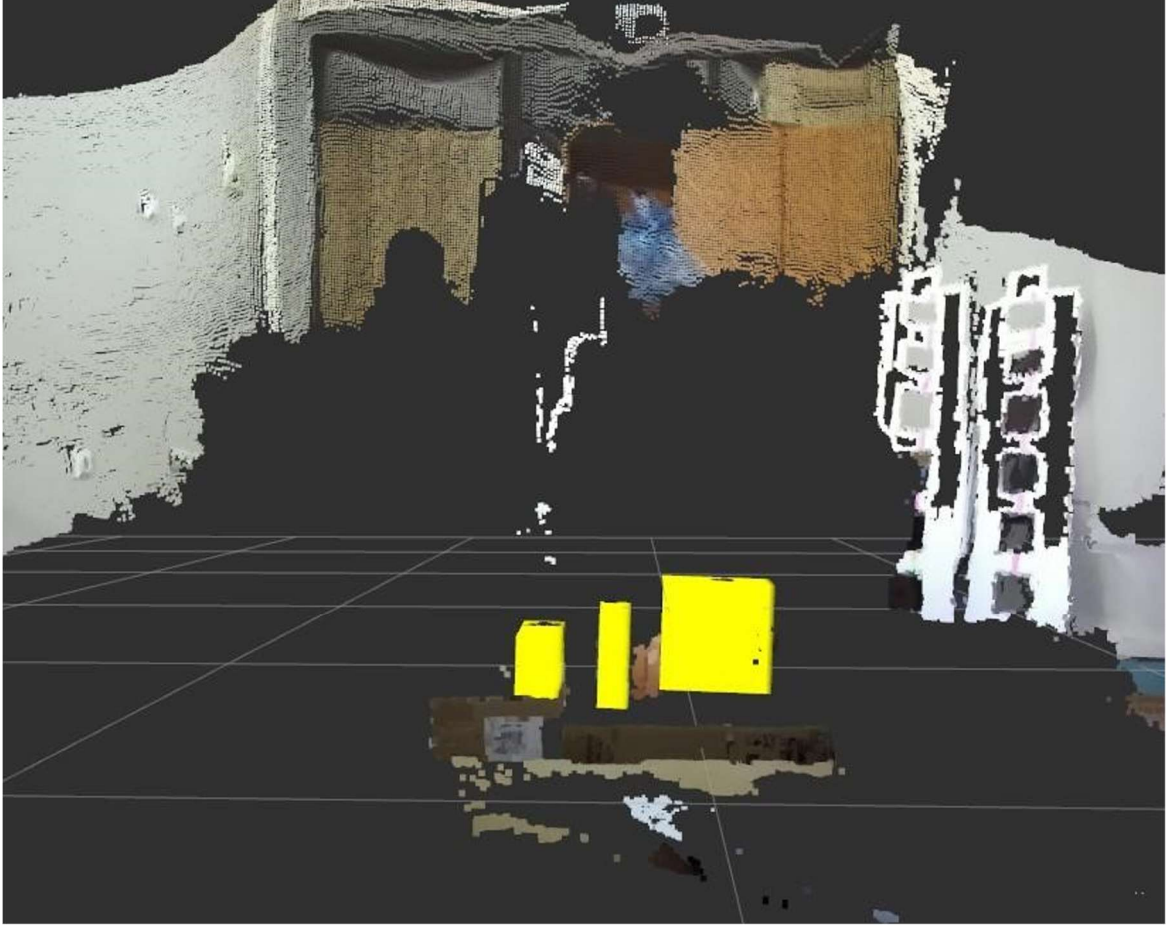
Stereo kamera kullanılarak uygulanan yöntemde, 70 cm ve daha kısa mesafe için oluşturulan senaryoda YOLOv7 algoritması şişe nesnesinin şişe olma olasılığını %40,24 olarak, vazo nesnesinin vazo olma olasılığını %37,72 olarak ve saat nesnesinin saat olma olasılığını %32,81 olarak belirlemiştir. Stereo kameranın ile tespit edilen nesneler ve bu nesnelere ait koordinatlar Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7. Senaryo 1-kısa mesafe için alınan stereo ölçümleri

Hedef	Sınır	Stereo Kamera (cm) (x y z)	Hata (cm) (x z)	Yüzde hata (%) (x z)
Şişe	minimum	(-8,1 1,2 42,2)	(1,1 3,9)	(%11,9 %8,4)
	maksimum	(-6,0 18,2 47,9)	(3,4 1,2)	(%130,7 %2,4)
Vazo	minimum	(-21,2 4,1 48,1)	(0,2 1,1)	(%0,9 %2,2)
	maksimum	(-14,4 13,9 51,5)	(0,5 0,9)	(%3,3 %1,7)
Saat	minimum	(2,3 2,1 53,0)	(2,4 3,1)	(%51,0 %5,5)
	maksimum	(20,6 21,3 61,8)	(0,3 2,0)	(%1,4 %3,1)

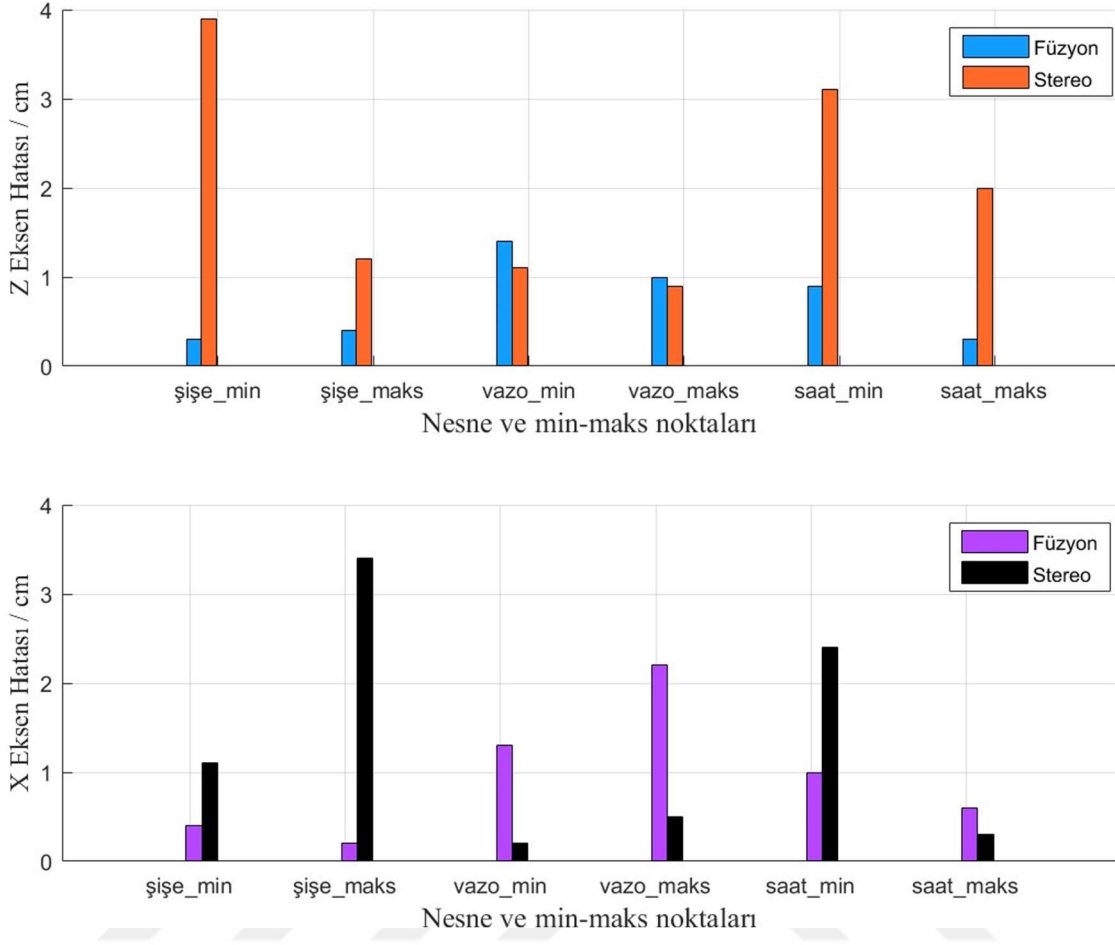
Hedeflerin 70 cm ve daha altı mesafede yerleştirilmesi ile YOLOv7 algoritması hedefleri başarıyla tespit etmiş, stereo kamerayla x eksenı boyunca ortalama 1,26 cm hata, z eksenı boyunca ise ortalama 2,03 cm hata ile konum tespiti yapılmıştır.

RViz üzerinde stereo kameranın ürettiğı nokta bulutu üzerinde YOLOv7 ile tespit edilen nesneler 3B sınırlayıcı kutu içerisinde alınarak Şekil 43'te verilmiştir.



Şekil 43. Kısa mesafede tespit edilen hedeflerin 3B sınırlayıcı kutuları

Senaryo 1-kısa mesafe için füzyon edilmiş sensörlerden alınan sonuçlar ve stereo kameradan alınan sonuçlardan çıkarılan hatalara ait grafik Şekil 44'te verilmiştir.



Şekil 44. Kısa mesafe için meydana gelen hatalara ait grafik

Yukarıda verilen grafikten de anlaşılaçağı gibi kısa mesafede yerleştirilen hedeflerin LIDAR-kamera füzyonu ile 2B olarak konumlandırılması stereo kameranın yine aynı koordinat (x, z) temelinde karşılaştırıldığında füzyon sonuçlarının daha doğru olduğı gözlemlenmiştir.

Senaryo 2 için orta mesafede hedeflerin tespiti ve LIDAR ile konumlandırılması gerçekleşmiş ve hedeflerin gerçek konumlarına göre LIDAR sensöründen alınan konum değerleri karşılaştırılmış ve her bir hedef için meydana gelen hata hesaplanmıştır. Yine aynı konum değerleri için 3B konumlandırma stereo kamera ile gerçekleştirilmiştir. Orta mesafe için hedeflerin uzaklığı sensörlere göre 70 cm ile 130 cm mesafe arasında olacak şekilde konumlandırılmıştır. Hedeflerin orta mesafede YOLOv7 algoritması tarafından tespitine ait görsel Şekil 45'te verilmiştir.



Şekil 45. Orta mesafe için nesnelerin YOLOv7 ile tespiti

70 cm ve 130 cm mesafe için oluşturulan senaryoda YOLOv7 algoritması kitap nesnesinin kitap olma olasılığını %51,80 olarak, vazo nesnesinin vazo olma olasılığını %44,07 olarak ve saat nesnesinin saat olma olasılığını %66,09 olarak belirlemiştir.

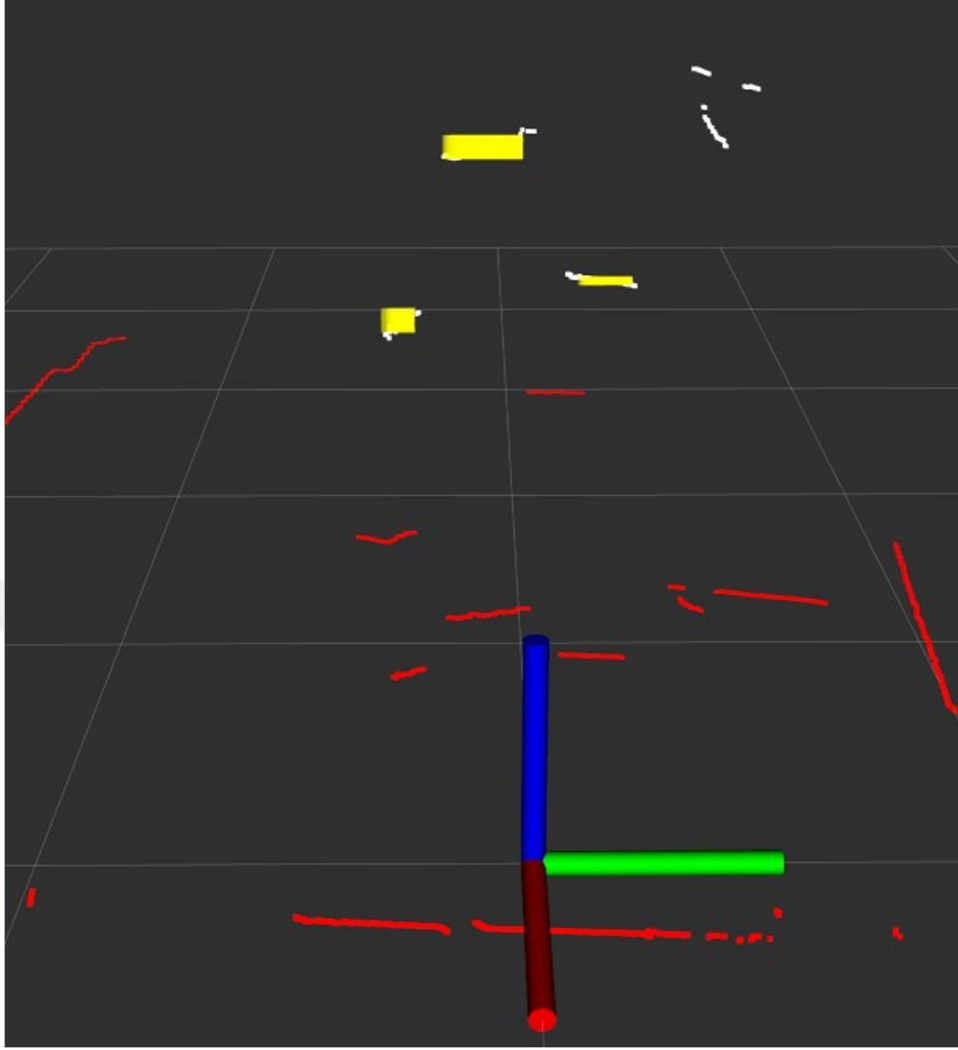
Nesnelerin gerçek konumlarına ait koordinatlar ile kamera ve LIDAR veri füzyonu ile hesaplanmış konumların koordinatları Tablo 8’de verilmiştir. Yine verilen tabloda her bir koordinat için hata hesaplanmış ve hata yüzdeleri verilmiştir.

Tablo 8. Senaryo 2-orta mesafe için alınan LIDAR ölçümleri

Hedef	Sınır		Gerçek Konum (cm)	Kamera+LIDAR (cm)	Hata (cm)	Yüzde hata (%)
Kitap	minimum	x	9,7	10,7	1,0	%10,3
		z	90,6	92,4	1,8	%1,9
	maksimum	x	26,3	27,0	0,7	%2,6
		z	92,2	94,6	2,4	%2,6
Vazo	minimum	x	-32,4	-32,8	0,4	%1,2
		z	83,7	85,6	1,9	%2,2
	maksimum	x	-24,2	-24,3	0,1	%0,4
		z	87,0	90,2	3,2	%3,6
Saat	minimum	x	-18,7	-17,9	0,8	%4,2
		z	115,8	117,3	1,5	%1,2
	maksimum	x	-3,0	-7,1	4,1	%136,6
		z	120,0	120,0	0,0	%0,0

Hedeflerin 70 cm ve 130 cm arası mesafede yerleştirilmesi ile YOLO modeli hedefleri başarıyla tespit etmiş, LIDAR-kamera füzyonuyla x eksenini boyunca ortalama 1,18 cm hata, z eksenini boyunca ise ortalama 1,80 cm hata ile konum tespiti yapılmıştır.

RViz üzerinde LIDAR sensörünün ürettiği tarama verilerinden elde edilen nokta bulutu üzerinde YOLOv7 ile tespit edilen nesneler, 2B sınırlayıcı kutu içerisinde alınmış hali Şekil 46’da görüldüğü şekilde başarıyla gerçekleşmiştir.



Şekil 46. Orta mesafede tespit edilen hedeflerin 2B sınırlayıcı kutuları

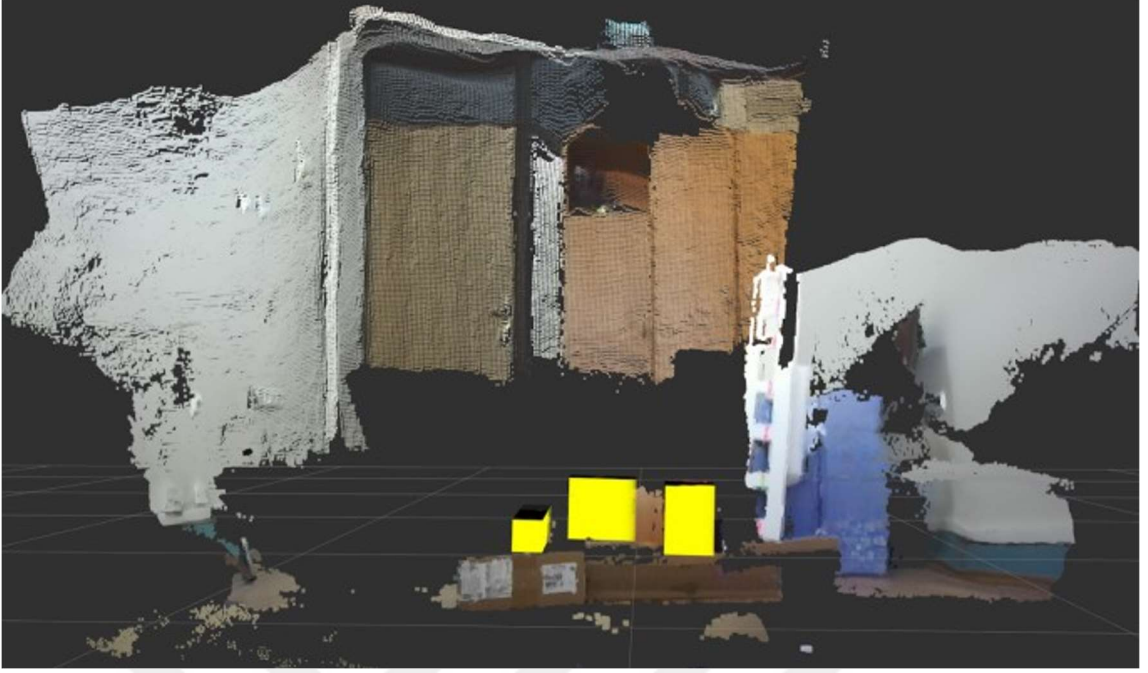
Stereo kamera kullanılarak uygulanan yöntemde, 70 cm ve 130 cm mesafe için oluşturulan senaryoda Stereo kamerası üzerinde YOLOv7 algoritması kitap nesnesinin kitap olma olasılığını %31,45 olarak, vazo nesnesinin vazo olma olasılığını %32,83 olarak ve saat nesnesinin saat olma olasılığını %32,03 olarak belirlemiştir. Stereo kameranın ile tespit edilen nesneler ve bu nesnelere ait koordinatlar Tablo 9’da verilmiştir.

Tablo 9. Senaryo 2-orta mesafe için alınan stereo ölçümleri

Hedef	Sınır	Stereo Kamera (cm) (x y z)	Hata (cm) (x z)	Yüzde hata (%) (x z)
Kitap	minimum	(11,3 -0,5 89,0)	(1,6 1,6)	(%16,4 %1,7)
	maksimum	(25,0 19,2 98,1)	(1,3 5,9)	(%4,9 %6,3)
Vazo	minimum	(-33,4 2,5 81,1)	(1,0 2,6)	(%3,0 %3,1)
	maksimum	(-24,3 11,8 89,1)	(0,1 2,1)	(%0,4 %2,4)
Saat	minimum	(-19,2 0,3 107,6)	(0,5 8,2)	(%2,6 %7,0)
	maksimum	(1,1 20,2 119,0)	(4,1 1,0)	(%136,6 %0,8)

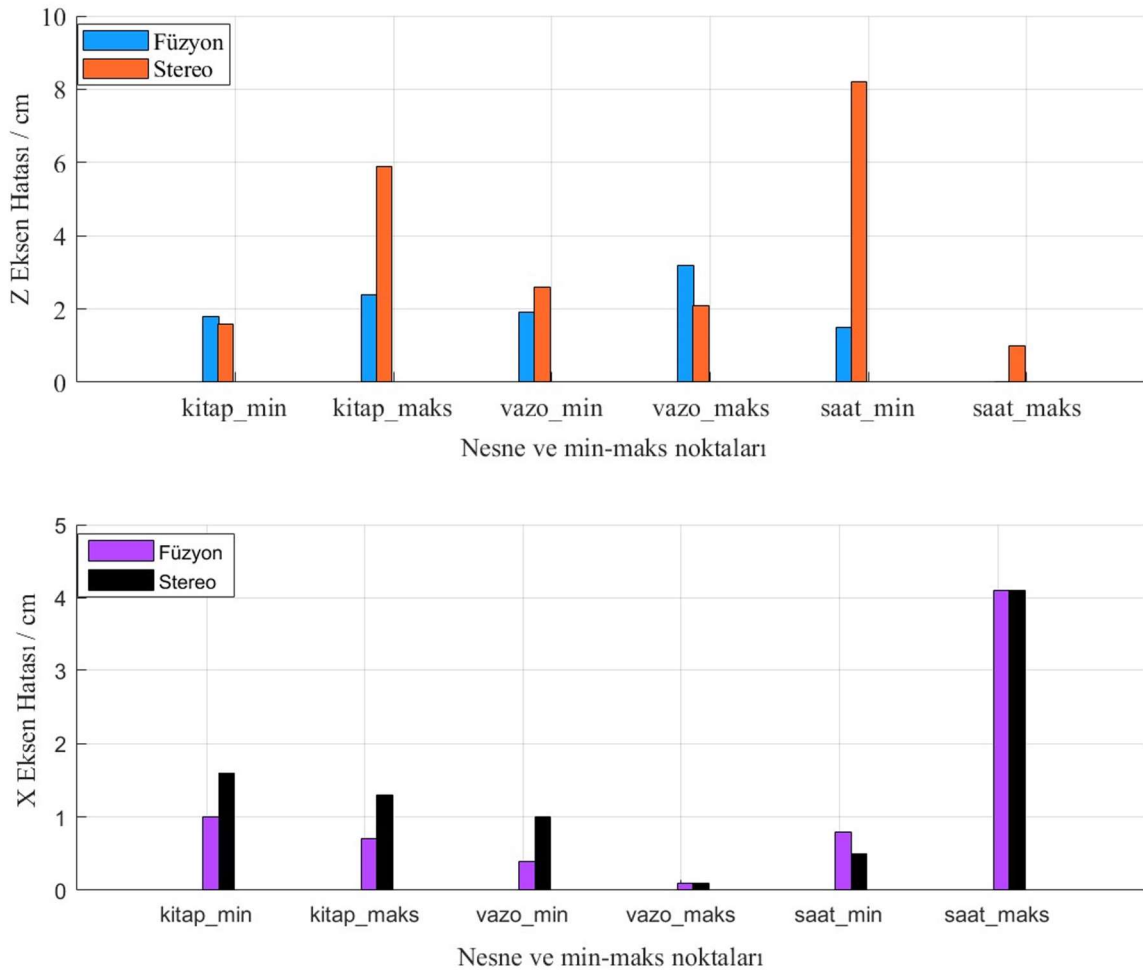
Hedeflerin 70 cm ve 130 cm arası mesafede yerleştirilmesi ile YOLO modeli hedefleri başarıyla tespit etmiş, stereo kamerayla x eksenini boyuncaya ortalama 1,43 cm hata, z eksenini boyuncaya ise ortalama 3,56 cm hata ile konum tespiti yapılmıştır.

RViz üzerinde stereo kameranın ürettiği nokta bulutu üzerinde YOLOv7 ile tespit edilen nesneler 3B sınırlayıcı kutu içerisine alınarak Şekil 47’de verilmiştir.



Şekil 47. Orta mesafede tespit edilen hedeflerin 3B sınırlayıcı kutuları

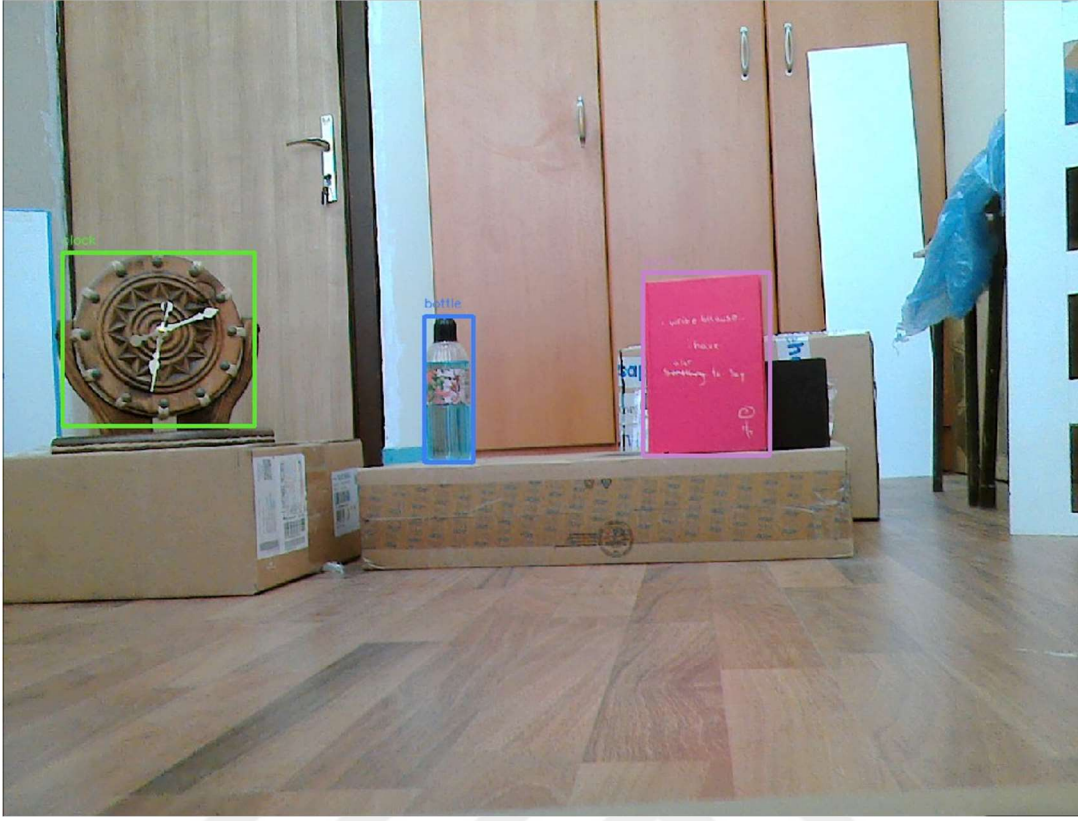
Senaryo 2-orta mesafe için füzyon edilmiş sensörlerden alınan sonuçlar ve stereo kameradan alınan sonuçlardan çıkarılan hatalara ait grafik Şekil 48’de verilmiştir.



Şekil 48. Orta mesafe için meydana gelen hatalara ait grafik

Yukarıda verilen şekilden de anlaşılacağı gibi kısa mesafede yerleştirilen hedeflerin LIDAR-kamera füzyonu ile 2B olarak konumlandırılması stereo kameranın yine aynı koordinat (x, z) temelinde karşılaştırıldığında füzyon sonuçlarının daha doğru olduğu gözlemlenmiştir.

Senaryo 3 için uzak mesafede hedeflerin tespiti ve LIDAR ile konumlandırılması gerçekleştirilmiş ve hedeflerin gerçek konumlarına göre LIDAR sensöründen alınan konum değerleri karşılaştırılmış ve her bir hedef için meydana gelen hata hesaplanmıştır. Yine aynı konum değerleri için 3B konumlandırma stereo kamera ile gerçekleştirilmiştir. Uzak mesafe için hedeflerin uzaklığı sensörlere göre 130 cm ve 180 cm arasında olacak şekilde konumlandırılmıştır. Hedeflerin orta mesafede YOLOv7 algoritması tarafından tespitine ait görsel Şekil 49’da verilmiştir.



Şekil 49. Uzak mesafe için nesnelerin YOLOv7 ile tespiti

130 cm ve 180 cm mesafe için oluşturulan senaryoda YOLOv7 algoritması kitap nesnesinin kitap olma olasılığını %50,21 olarak, şişe nesnesinin şişe olma olasılığını %87,57 olarak ve saat nesnesinin saat olma olasılığını %83,18 olarak belirlemiştir.

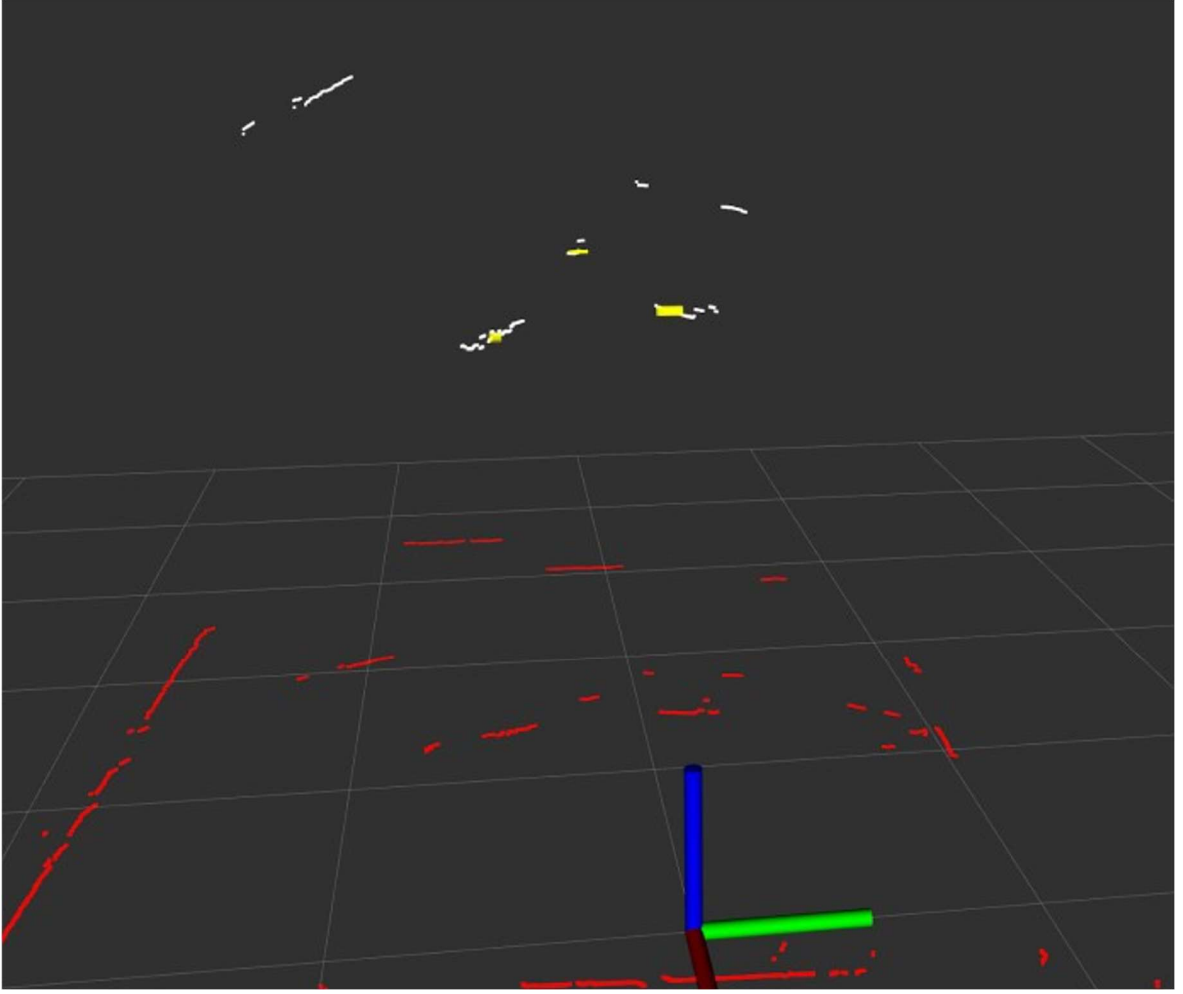
Nesnelerin gerçek konumlarına ait koordinatlar ile kamera ve LIDAR veri füzyonu ile hesaplanmış konumların koordinatları Tablo 10'da verilmiştir. Yine verilen tabloda her bir koordinat için hata hesaplanmış ve hata yüzdeleri verilmiştir.

Tablo 10. Senaryo 3-uzak mesafe için alınan LIDAR ölçümleri

Hedef	Sınır		Gerçek Konum (cm)	Kamera+LIDAR (cm)	Hata (cm)	Yüzde hata (%)
Kitap	minimum	x	8,7	10,7	2,0	%22,9
		z	144,7	144,5	0,2	%0,1
	maksimum	x	22,8	25,3	2,5	%10,9
		z	145,3	147,0	1,7	%1,1
Şişe	minimum	x	-20,4	-19,8	0,6	%2,9
		z	161,5	163,8	2,3	%1,4
	maksimum	x	-13,7	-14,2	0,5	%3,6
		z	163,0	166,0	3,0	%1,8
Saat	minimum	x	-56,7	-51,1	5,6	%9,8
		z	134,2	135,6	1,4	%1,0
	maksimum	x	-37,1	-48,2	11,1	%29,9
		z	141,6	140,1	1,5	%1,0

Hedeflerin 130 cm ve 180 cm arası mesafede yerleştirilmesi ile YOLO modeli hedefleri başarıyla tespit etmiş, x eksenini boyunca ortalama 3,70 cm hata, z eksenini boyunca ise ortalama 1,70 cm hata ile konum tespiti yapılmıştır.

RViz üzerinde LIDAR sensörünün ürettiği tarama verilerinden elde edilen nokta bulutu üzerinde YOLOv7 ile tespit edilen nesneler, 2B sınırlayıcı kutu içerisinde alınmış hali Şekil 50’de görüldüğü şekilde başarıyla gerçekleşmiştir.



Şekil 50. Uzak mesafede tespit edilen hedeflerin 2B sınırlayıcı kutuları

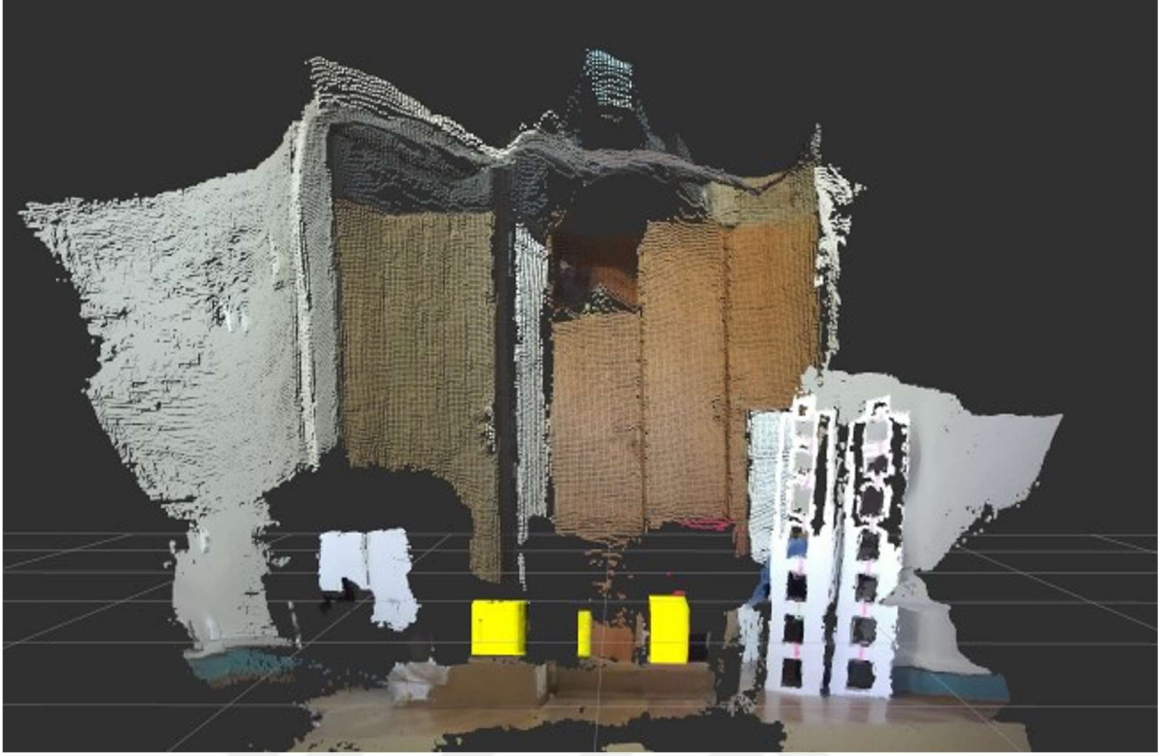
130 cm ve 180 cm arası mesafe için oluşturulan senaryoda stereo kamerası üzerinde YOLOv7 algoritması kitap nesnesinin kitap olma olasılığını %31,94 olarak, şişe nesnesinin şişe olma olasılığını %46,68 olarak ve saat nesnesinin saat olma olasılığını %54,18 olarak belirlemiştir.

Tablo 11. Senaryo 3-uzak mesafe için alınan stereo ölçümleri

Hedef	Sınır	Stereo Kamera (cm) (x y z)	Hata (cm) (x z)	Yüzde hata (%) (x z)
Kitap	minimum	(9,8 -2,6 139,5)	(1,1 5,2)	(%12,6 %3,5)
	maksimum	(22,9 14,6 146,1)	(0,1 0,8)	(%0,4 %0,5)
Şişe	minimum	(-17,1 -3,1 158,1)	(3,3 3,4)	(%16,1 %2,1)
	maksimum	(-12,9 12,7 163,1)	(0,8 0,1)	(%5,8 %0,0)
Saat	minimum	(-56,4 1,1 131,5)	(0,3 2,7)	(%0,5 %2,0)
	maksimum	(-36,0 18,4 140,3)	(1,1 1,3)	(%2,9 %0,9)

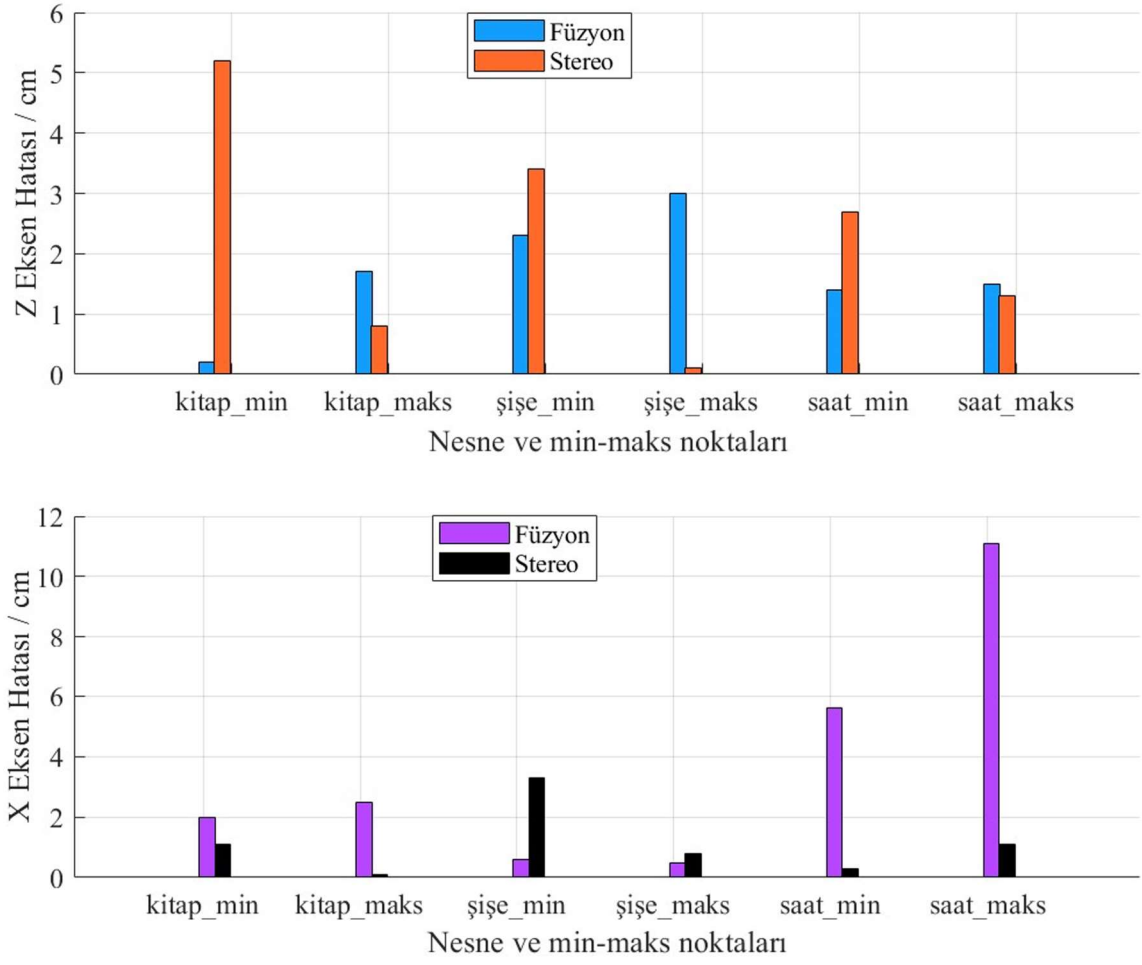
Hedeflerin 130 cm ve 180 cm arası mesafede yerleştirilmesi ile YOLO modeli hedefleri başarıyla tespit etmiş, stereo kamerayla x eksenini boyunca ortalama 1,11 cm hata, z eksenini boyunca ise ortalama 2,25 cm hata ile konum tespiti yapılmıştır.

RViz üzerinde stereo kameranın ürettiği nokta bulutu üzerinde YOLOv7 ile tespit edilen nesneler 3B sınırlayıcı kutu içerisine alınarak Şekil 51’de verilmiştir.



Şekil 51. Uzak mesafede tespit edilen hedeflerin 3B sınırlayıcı kutuları

Senaryo 3-uzak mesafe için füzyon edilmiş sensörlerden alınan sonuçlar ve stereo kameradan alınan sonuçlardan çıkarılan hatalara ait grafik Şekil 52’de verilmiştir.



Şekil 52. Uzak mesafe için meydana gelen hatalara ait grafik

Yukarıda verilen şekilden de anlaşılacağı gibi uzak mesafede yerleştirilen hedeflerin LIDAR-kamera füzyonu ile 2B olarak konumlandırılması, stereo kameranın yine aynı koordinat (x, z) temelinde karşılaştırıldığında stereo kameranın sonuçlarının daha doğru olduğu gözlemlenmiştir.

4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Yüksek lisans tezi olarak sunulan bu çalışmada, çoklu hedeflerin tespiti ve konumlandırılmasını gerçekleştirmek amacıyla gerçek zamanlı olarak sistem oluşturulmuş, yazılımsal ve donanımsal ayarlamalar yapılmış, farklı sensörler kullanılarak geliştirilen yöntemler uygulanmış ve çeşitli sonuçlara varılmıştır. YOLOv7 algoritması ile hedeflerin eşzamanlı tespitini ve kullanılan sensörlerden alınan veriler ile hedeflerin konumlandırılması işlemi gerçekleştirilmiştir.

Çoklu hedef tespiti ve 2B olarak konumlandırılması işlemi için 2B LIDAR ve monoküler kameranın dışsal kalibrasyonu yapılmış, sensör verileri senkron hale getirilmiş ve verilerinin birlikte işlenmesi mümkün hale gelmiştir. Kamera ile YOLOv7 mimari kullanılarak hedefler tespit edilmiş. 2B LIDAR sensörü ile de tespit edilen hedeflerin 2B olarak konumlandırılması yapılmıştır. Uygulanan adımlar sonrasında çoklu hedeflerin eş zamanlı tespiti ve 2B konumlandırılması işlemi belli bir hata oranıyla başarı ile gerçekleştirilmiştir.

Çoklu hedef tespiti ve 3B olarak konumlandırılması işlemi için ikili (stereo) kamera sensörü kullanılmıştır. Tek sensör üzerinden hem YOLOv7 mimari ile hedefler yine eşzamanlı olarak tespit edilmiş hem de sensörden alınan nokta bulutu ile 3B konumlandırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Kullanılan iki farklı yöntemden elde edilen 2B sonuçlar birbirleriyle karşılaştırılmış ve aşağıdaki sonuçlar çıkarılmıştır.

- Kısa ve orta mesafede konumlandırılacak senaryolarda hazırlanmış koordinatlarda bulunan hedeflerin x ve z koordinatları için konum değerleri stereo kamerayla karşılaştırıldığında daha iyi sonuç vermektedir.
- Mesafe artırıldığında stereo kameranın sensör füzyonuna göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Ayrıca 2B LIDAR-kamera dış kalibrasyonunda lazer koordinatı ile kamera piksel koordinatı eşleştirilmesinde hassas davranılması ve koordinat çiftinin fazla olması RMSE değerini iyileştirdiği görülmüştür.

5. KAYNAKLAR

- Akyol, S., & Uçar, A. (2019). Rp-Lidar ve Mobil Robot Kullanılarak Eş Zamanlı Konum Belirleme ve Haritalama. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 137-143.,
- Beşdok, E., & Kasap, B. (2006). 3D Nesne Modellemeye Yönelik Lazerli Bir Tarayıcı Sistemin Tasarımı ve Gerçekleştirilmesi. *Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu ve Fuarı*. Bursa: Eleco'2006.
- Brazil, G., & Liu, X. (2019). M3d-rpn: Monocular 3d region proposal network for object detection. *International Conference on Computer Vision* (s. 9287–9296). IEEE.
- Cherif , B., Ghazzai, H., Alsharoa, A., Besbes, H., & Massoud, Y. (2023). Aerial LiDAR-based 3D Object Detection and Tracking for Traffic Monitoring. *International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (s. 1-5). Monterey, CA, USA: IEEE.
- Dandıl, E., & Çevik, K. K. (2019). Computer Vision Based Distance Measurement System using Stereo Camera View. *3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, (s. 1-4). Ankara, Turkey.
- Dieterle, T., Particke, F., Patino-Studencki, L., & Thielecke, J. (2017). Sensor data fusion of LIDAR with stereo RGB-D camera for object tracking. *IEEE SENSORS*, 1-3.
- Diwan, T., Anirudh, G., & Tembhurne, J. (2023). Object detection using YOLO: Challenges, architectural successors, datasets and applications. *multimedia Tools and Applications*, 9243-9275.
- Gallego, G., & Yezzi, A. (2014). A compact formula for the derivative of a 3-d rotation in exponential coordinates. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 378–384.
- Hartley, R., & Zisserman, A. (2003). Multiple view geometry in computer vision. R. Hartley, & A. Zisserman içinde, *Multiple view geometry in computer vision* (s. 153-155). Cambridge.
- Huang, H., Pedoeem, J., & Chen, C. (2018). YOLO-LITE: A Real-Time Object Detection Algorithm Optimized for Non-GPU Computers. *International Conference on Big Data* (s. 2503-2510). Seattle: IEEE.
- Huang, X., Mei, G., Zhang, J., & Abbas, R. (2021). A comprehensive survey on point cloud registration. *arXiv*.
- Khan, M., Zaidi, S., Ishtiaq, A., Bukhari, S., Samer, S., & Farman, A. (2021). A Comparative Survey of LiDAR-SLAM and LiDAR based Sensor Technologies. *Mohammad Ali Jinnah University International Conference on Computing (MAJICC)*, (s. 1-8). Karachi, Pakistan.
- Li, G., Suo, R., Zhao, G., Gao, C., Fu, L., Shi, F., . . . Cui, Y. (2022). Li, G.; Suo, R.; Zhao, G.A.; Gao, C.Q.; Fu, L.S.; Shi, F.X.; Dhupia, J.; Li, R.; Cui, Y.J. Real-time detection

- of kiwifruit flower and bud simultaneously in orchard using YOLOv4 for robotic pollination. *Comput. Electron. Agric.* 2022, 193, 106641. *Computers and Electronics in Agriculture*, 193,106641.
- Li, Y., Li, S., Tan, Y., & Hu, J. (2022). SLAM of Mobile Robot Based on the Joint Optimization of LiDAR and Camera. *7th International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE)*, (s. 21-25). Beijing, China.
- Madake, J., Rane, R., Rathod, R., Sayyed, A., Bhatlawande, S., & Shilaskar, S. (2022). Visualization of 3D Point Clouds for Vehicle Detection Based on LiDAR and Camera Fusion. *OITS International Conference on Information Technology (OCIT)*, (s. 594-598). Bhubaneswar, India.
- Marchand, E., Uchiyama, H., & Spindler, F. (2016). Pose Estimation for Augmented Reality: A Hands-On Survey. *Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2633-2651.
- Martinez, A., & Fernandez, E. (2013). *Learning ROS for robotics programming*. Packt Publishing.
- McCrae, S., & Zakhori, A. (2020). 3d Object Detection For Autonomous Driving Using Temporal Lidar Data. *International Conference on Image Processing (ICIP)* (s. 2661-2665). Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE.
- Mulyanto, A., Borman, R., Prasetyawan, P., & Sumarudin, A. (2020). Implementation 2D Lidar and Camera for detection object and distance based on RoS. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 231-236.
- Pang, S. (2022). 3D Object Detection and Tracking for Autonomous Vehicles. Michigan State University ProQuest Dissertations Publishing.
- Pang, S., Morris, D., & Radha, H. (2020). CLOCs: Camera-LiDAR Object Candidates Fusion for 3D Object Detection. *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (s. 10386-10393). Las Vegas, NV, USA: IEEE.
- Raharja, K., & Rusmin, P. (2023). Detection and Measurement of Object Distances Using the Combination Function of 2D LiDAR Sensor and Camera. *International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICEEI)*, (s. 1-5). Bandung, Indonesia.
- Rajeswari, A., Bhuvaneshwari, B., & Priyaa, V. (2012). Depth Measurement and 3D Reconstruction of Stereo Images. *2012 International Conference on Communication Systems and Network Technologies* (s. 161-166). Gujarat, India: IEEE.
- Rivera, S., Lannillo, A., Lagraa, S., Joly, C., & State, R. (2020). ROS-FM: Fast Monitoring for the Robotic Operating System(ROS). *25th International Conference on Engineering of Complex Computer Systems (ICECCS)*, (s. 187-196). Singapore.
- Sasiadek, J. (2002). Sensor fusion. *Annual Reviews in Control*, 26(2), 203-228.

- Song, L., Wu, W., Guo, J., & Li, X. (2013). Survey on Camera Calibration Technique. *5th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics*, (s. 389-392). Hangzhou, China.
- Strbac, B., Gostovic, M., Lukac, Z., & Samardzija, D. (2020). YOLO Multi-Camera Object Detection and Distance Estimation. *Zooming Innovation in Consumer Technologies Conference (ZINC)*, (s. 26-30). Novi Sad, Serbia.
- Takahashi, M., Ji, Y., Umeda, K., & Moro, A. (2020). Expandable YOLO: 3D Object Detection from RGB-D Images. *21st International Conference on Research and Education in Mechatronics (REM)*, (s. 1-5). Cracow, Poland.
- Wang, C., Bochkovskiy, A., & Liao, H. (2020). YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. *computer vision and pattern recognition* (s. 7464-7475). IEEE.
- Wang, Y., Wang, H., & Xin, Z. (2022). Efficient Detection Model of Steel Strip Surface Defects Based on YOLO-V7. *IEEE Access*, 133936-133944.
- Warren, M. (2019). Automotive LIDAR Technology. *Symposium on VLSI Circuits*, (s. C254-C255). Kyoto, Japan.
- Wu, Y., & Ogai, H. (2020). Realtime Single-Shot Refinement Neural Network for 3D Object Detection from LiDAR Point Cloud. *59th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE)* (s. 332-337). Chiang Mai, Thailand: IEEE.
- Wu, Y., Wang, Y., Zhang, S., & Ogai, H. (2021). Deep 3D Object Detection Networks Using LiDAR Data: A Review. *IEEE Sensors Journal*, 1152-1171.
- Xiao, Y., Peng, Z., Chen, L., Deng, Y., Li, Z., & Lei, X. (2022). Combining Monocular Camera and 2D Lidar for Target Tracking Using Deep Convolution Neural Network based Detection and Tracking Algorithm. *International Conference on Frontiers of Communications, Information System and Data Science (CISDS)*, (s. 122-127). Guangzhou, China.
- Yan, W. e. (2023). YOLO-PD: Abnormal Signal Detection in Gas Pipelines Based on Improved YOLOv7. *IEEE Sensors Journal*, 19737-19746.
- Yeong, D., Velasco-Hernandez, G., Barry, J., & Walsh, J. (2021). Sensor and sensor fusion technology in autonomous vehicles: A review. *Sensors*, 21(6).
- Yu, J., & Choi, H. (2022). YOLO MDE: Object Detection with Monocular Depth Estimation. *Electronics*.
- Zaarane, A., Slimani, I., Okaishi, W., Issam, A., & Hamdoun, A. (2020). Zaarane, Abdelmoghith & Slimani, Ibtissam & Okaishi, Wahban & Issam, Atouf & Hamdoun, A. (2020). Distance measurement system for autonomous vehicles using stereo camera. *Array*, 5. 100016.

- Zamanakos , G., Tsochatzidis, L., & Amanatiadis, A. (2021). A comprehensive survey of LIDAR-based 3D object detection methods with deep learning for autonomous driving. *Computers & Graphics*, 153-181.
- Zhang, R., Yang, Y., Wang, W., Zeng, L., Chen, J., & McGrath, J. (2018). An Algorithm for Obstacle Detectionbased by YOLO and Light Filed Camera. *12th International Conference on Sensing Technology (ICST)*, (s. 223-226). Limerick, Irlanda.
- Zhang, Y. (2023). Camera Calibration. In: 3-D Computer Vision. *Springer, Singapore*.
- Zhang, Y., Ren, G., Cheng, Z., & Kong, G. (2019). A Target Detection Algorithm for 3D Lidar Point Cloud. *2nd International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE)*, (s. 405-410). Dalian, China.
- Zhang, Y., Xu, G., Chen, P., Cheng, P., Xu, K., & Wan, J. (2022). Auxiliary Regularization Study for Accurate 3D LiDAR Object Detection. *4th International Conference on Communications, Information System and Computer Engineering (CISCE)*, (s. 549-553). Shenzhen, China.
- Zhou, F., Cui, Y., Gao, H., & Wang, Y. (2013). Line-based camera calibration with lens distortion correction from a single image. *Optics and Lasers in Engineering*, 1332-1343.

ÖZGEÇMİŞ

Gökçe Sena HOCAOĞLU, Lise eğitimini Tülay Başaran Anadolu Lisesi'nde (2013-2016) ve Final Temel Lisesi'nde (2016-2017) Samsun'da tamamladı. 2017-2018 öğretim yılında Kocaeli Üniversitesi Elektrik Mühendisliği lisans eğitimine başladı. 2021 yılında bu bölümden mezun oldu. Aynı yıl Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim dalında tezli yüksek lisans programına başladı. 2022 yılından itibaren Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde araştırma görevlisi olarak görev yapmaktadır.