

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

HARİTA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**LİDAR VERİLERİNDEN BİNA ÇATI DÜZLEMİ OTOMATİK ÇIKARIM MODELİ
GELİŞTİRME**

DOKTORA TEZİ

Sibel CANAZ SEVGEN

**TEMMUZ 2018
TRABZON**



**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

HARİTA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**LİDAR VERİLERİNDEN BİNA ÇATI DÜZLEMİ OTOMATİK ÇIKARIM MODELİ
GELİŞTİRME**

Sibel CANAZ SEVGEN

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
"DOKTOR (HARİTA MÜHENDİSLİĞİ)"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 26 / 06 / 2018

Tezin Savunma Tarihi : 17 / 07 / 2018

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Fevzi KARSLI

Trabzon 2018

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**Harita Mühendisliği Anabilim Dalında
Sibel CANAZ SEVGEN Tarafından Hazırlanan**

**LİDAR VERİLERİNDEN BİNA ÇATI DÜZLEMİ OTOMATİK ÇIKARIM MODELİ
GELİŞTİRME**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 26 /06/2018 gün ve 1759 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
DOKTORA TEZİ
olarak kabul edilmiştir.**

Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Taşkın KAVZOĞLU

Üye : Prof. Dr. Fevzi KARSLI

Üye : Prof. Dr. Semih EKERCİN

Üye : Prof. Dr. Selçuk Han AYDIN

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Esra TUNÇ GÖRMÜŞ

The image shows five handwritten signatures in black ink, each written over a horizontal dotted line. The signatures are: 1. Top: Taşkın Kavzoğlu (Taşkın Kavzoğlu) 2. Second: Fevzi Karşlı (Fevzi Karşlı) 3. Third: Semih Ekercin (Semih Ekercin) 4. Fourth: Selçuk Han Aydın (Selçuk Han Aydın) 5. Bottom: Esra Tunç Görmüş (Esra Tunç Görmüş)

Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

“LiDAR Verilerinden Bina Çatı Düzlemi Otomatik Çıkarım Modeli Geliştirme” başlıklı çalışma Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Harita Mühendisliği Anabilim Dalında doktora tezi olarak hazırlanmıştır.

Bu tez çalışması kapsamında, öncelikle doktora danışmanım, çok değerli bilim insanı ve saygıdeğer hocam Prof. Dr. Fevzi KARSLI'ya en derin ve samimi teşekkürlerimi sunarım. Sayın Hocamın akademik etikliği, akademik ahlakı, bilimsel makaleleri güncel ve yakından takip etmesi, bilim dünyasına katkıları ve akademik duruşu, akademik hayatım boyunca rol model olarak alacağım en önemli özelliklerindendir. Akademik hayattaki en önemli süreçlerden biri olan doktora tezimde, kendisiyle çalıştığım için çok şanslı olduğumu belirtmek isterim. Doktora tezimin akademik birlikteliğimizde bir son değil başlangıç olmasını diler ve kendisiyle beraber akademik çalışmaya devam etmek istediğim saygıdeğer hocama, tez süresinde bana verdiği destek, motive ve gösterdiği sabır için sonsuz teşekkür ve minnetlerimi sunarım.

Tez izleme toplantılarımda, bana ayırdıkları vakit, tezime verdikleri bilgi, katkı ve görüşleri için çok değerli Tez İzleme Komitesi ve savunma jüri üye hocalarım saygıdeğer Prof. Dr. Selçuk Han AYDIN ve Dr. Öğr. Üyesi Esra TUNÇ GÖRMÜŞ'e en içten teşekkürlerimi sunarım. Dahası vakitlerini ayırıp tezimi okuyup görüş bildiren saygıdeğer doktora savunma jüri üye hocalarım Prof. Dr. Taşkın KAVZOĞLU ve Prof. Dr. Semih EKERCİN'e katkılarından dolayı en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tez dönemim öncesinde sonrasında bana verdikleri motive paha biçilmez manevi destekleri için sevgili Arş Gör. Selma ZENGİN KAZANCI'ya ve Arş. Gör. Nida ÇELİK ŞİMŞEK'e teşekkürlerimi sunarım.

Tez sürecim boyunca bana bu yolculukta en büyük desteği veren sevgili çok değerli Eşim, Eray SEVGİN'e her zaman yanımda olduğu, akademik desteği ve görüşleri, sevgisi, saygısı, anlayışı ve mükemmel hayat arkadaşlığı için sonsuz teşekkür ederim.

Son ama en önemli olarak sevgili 11 aylık oğlum can parçam Egemen SEVGİN'e varlığı ile bana hayatta güç verdiği, motive ettiği ve özellikle tez yazım sürecim boyunca uyumayıp-uyutmayıp, geceler boyunca tezimi bitirmemde büyük etken olduğu için hayatımın en değerli ve güzel varlığına şükürlerimi sunarım.

Sibel CANAZ SEVGİN

Trabzon 2018

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduđum “LiDAR Verilerinden Bina atı Düzlemi Otomatik ıkarım Modeli Geliştirme” başlıklı bu alışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Fevzi KARSLI’nın sorumluluğunda tamamladıđımı, başka kaynaklardan aldıđım bilgileri metinde ve kaynakada eksiksiz olarak gösterdiđimi, alışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandıđımı ve aksinin ortaya ıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiđimi beyan ederim. 16/07/2018

Sibel CANAZ SEVGEN

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	X
TABLolar DİZİNİ.....	XIV
SEMBOLLER DİZİNİ	XV
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Problemin Tanımı ve Motivasyon	4
1.3. Çalışmanın Amacı	4
1.4. Literatür Taraması	4
2. FOTOGRAMETRİ TEKNOLOJİLERİ VE VERİ ÇEŞİTLERİ	10
2.1. Fotogrametrinin Temelleri.....	10
2.1.1. Uydu Fotogrametrisi.....	15
2.1.2. Hava Fotogrametrisi	16
2.1.3. Yer Fotogrametrisi.....	17
3. LIGHT DETECTION AND RANGING TEKNOLOJİSİ (IŞIN YAKALAMA VE UZAKLIK TAYİNİ)	19
3.1. Lazer Tarama Sistemleri.....	19
3.1.1. Time-of-Flight (Uçuş Zamanı) Sistemleri.....	19
3.1.2. Phase-Shift (Faz Kayması) Sistemleri.....	20
3.1.3. Triangulation-Based (Üçgenlemeye Dayalı) Sistemler	21
3.2. Lazer Tarama Teknolojisi (LiDAR) ve 3B Nokta Bulutu Verileri	21
3.3. Yakın Mesafe LiDAR Sistemi.....	24
3.4. Hava LiDAR Sistemi.....	25
3.5. Hava LiDAR Çalışma Prensipleri Veri Toplamanın Matematiksel İfadesi	27
3.5.1. LiDAR Verisi ve Formatları.....	29
3.6. Fotogrametri ve LiDAR Yöntemlerinin Karşılaştırması	31

4.	YER VE YERÜSTÜ LİDAR VERİLERİNİN AYRIŞTIRILMA YÖNTEMLERİ	32
4.1.	Enterpolasyona Dayalı Yöntemler.....	33
4.2.	Düzensiz Üçgen Ağ (DÜA) Dayalı Yöntemler	34
4.3.	Eğime Dayalı Yöntemler	35
4.4.	Morfolojiye Dayalı Yöntemler	36
4.5.	Kümelemeye Dayalı Yöntemler	37
5.	LİDAR VERİSİNDEN DÜZLEMSEL GEOMETRİK ÖZELLİK ÇIKARMA YÖNTEMLERİ.....	39
5.1.	RANSAC Algoritması.....	39
5.2.	Hough Transformasyonu Yöntemi	40
6.	METODOLOJİ.....	42
6.1.	Yer ve Yerüstü Nokta Verilerinin Sınıflandırılması	42
6.2.	Yer ve Yerüstü Verilerin Sınıflandırılmasında Kalite Kontrolü	45
6.3.	RANSAC Algoritması ile Bina Çatı Düzlemlerinin Çıkarılması.....	46
6.4.	I-RANSAC Algoritması ile Bina Çatı Düzlemi Çıkarımı	49
6.5.	I-RANSAC Algoritmasında Kalite Kontrol Yöntemleri	53
7.	BULGULAR VE İRDELEME.....	55
7.1.	Yer ve Yerüstü Ayrım İçin Kullanılan Veriler ve Elde Edilen Sonuçlar	55
7.1.1.	Fusa Veri Seti İçin Elde Edilen Yer ve Yerüstü Nokta Ayrımı Sonuçları	56
7.1.2.	İstanbul Veri Seti İçin Elde Edilen Yer ve Yerüstü Nokta Ayrımı Sonuçları	57
7.1.3.	California Veri Seti İçin Elde Edilen Yer ve Yerüstü Nokta Ayrımı Sonuçları....	59
7.1.4.	Elde Edilen Sınıflandırma Sonuçlarının Nicel Kalite Kontrol Yöntemiyle İrdelenmesi	61
7.2.	RANSAC ve I-RANSAC Algoritması Sonuçları.....	63
7.2.1.	Tekli Bina İçeren Veriler İçin Sonuçlar	63
7.2.1.1.	Veri #1 İçin Elde Edilen Sonuçlar	65
7.2.1.2.	Veri #2 İçin Elde Edilen Sonuçlar	68
7.2.1.3.	Veri #3 İçin Elde Edilen Sonuçlar	71
7.2.1.4.	Veri #4 İçin Elde Edilen Sonuçlar	74
7.2.1.5.	Veri #5 İçin Elde Edilen Sonuçlar	79
7.2.1.6.	Veri #6 İçin Elde Edilen Sonuçlar	83
7.2.1.7.	Veri #7 İçin Elde Edilen Sonuçlar	87
7.2.1.8.	Veri #8 İçin Elde Edilen Sonuçlar	91

7.2.2.	Çoklu Bina İçeren Veriler İçin Sonuçlar	95
7.2.2.1.	Alan #1 İçin Elde Edilen Sonuçlar	96
7.2.2.2.	Alan #2 İçin Elde Edilen Sonuçlar	100
7.2.2.3.	Alan #3 İçin Elde Edilen Sonuçlar	104
7.3.	Nicel Kalite Kontrol Yöntemi ile Sonuçların İrdelenmesi	108
8.	SONUÇLAR.....	111
9.	ÖNERİLER	114
10.	KAYNAKLAR.....	115
ÖZGEÇMİŞ		



Doktora Tezi

ÖZET

LİDAR VERİLERİNDEN BİNA ÇATI DÜZLEMİ OTOMATİK ÇIKARIM MODELİ GELİŞTİRME

Sibel CANAZ SEVGEN

Karadeniz Teknik Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Fotogrametri Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Fevzi KARSLI

2018, 121 Tez Sayfa

Bina çatı düzleminin **Light Detection And Ranging (LiDAR)** verisi kullanılarak çıkarımı çok popüler bir konu haline gelmiştir. LiDAR verisi kullanarak düzlemsel özellik çıkarmada kullanılan en popüler yöntemlerden biri Random Sample and Concensus (RANSAC) algoritmasıdır. RANSAC algoritması, düzlemi devamlı sonsuz bir planimetrik uzayda tanımlamakta ve düzlemin sınırları içerisinde olmayan ama devam eden düzlem planimetrisindeki noktaları da düzleme ait noktalar gibi çıkarmaktadır. Bu çalışmanın amacı RANSAC tarafından çıkarılan bina çatı düzlemlerinde aykırı değerleri tanımlayıp elimine etmek ve böylece RANSAC algoritmasını geliştirmektir/iyileştirmektir. Bu yüzden bu tez çalışmasında, RANSAC düzlem yakalama yöntemini iyileştirmek amacıyla bir algoritma geliştirilmiş ve Improved-RANSAC, *I-RANSAC* adı verilmiştir. LiDAR verilerinden düzlem çıkarmada ise öncelikle yer ve yerüstüne ait noktaların ayrılmasıdır. Bu bağlamda, LiDAR verilerini yer ve yerüstü noktalar olarak sınıflandıran yeni bir yöntem geliştirilmiştir. *I-RANSAC* algoritması tek bina içeren sekiz adet LiDAR verisi ve birden fazla binayı içeren üç adet LiDAR verisi ile test edilmiştir. Precision (Doğruluk), Recall (Hassasiyet) ve F-measure (F-puanı) metrikleri hesaplanmış ve genel olarak 3 ölçüt sonuçları 0.95'in üstünde elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: LiDAR, RANSAC, Düzlemsel Özellik Çıkarma, Fotogrametri, Uzaktan Algılama, Sınıflandırma

PhD. Thesis

SUMMARY

DEVELOPMENT of a MODEL for AUTOMATIC EXTRACTION of BUILDING ROOF PLANE from LiDAR DATA

Sibel CANAZ SEVGEN

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Geomatics Engineering
Supervisor: Prof. Dr. Fevzi KARSLI
2018, 121 Pages

Building roof plane extraction from **Light Detection And Ranging (LiDAR)** data has become very popular study. One of most popular algorithms for planar feature extraction is Random Sample and Concensus (RANSAC). The RANSAC algorithm defines the planes in a continuous infinite planimetric space, and the points on the continuing plane planimetry, which are not within the bounds of the plane, are extracted as if they are in plane boundary. The aim of this study is to develop an algorithm for defining and eliminating the outliers from building roof planes, which are extracted using RANSAC algorithm to enhance/improve RANSAC plane extraction results. Hence, an algorithm was develop (called as Improved-RANSAC, *I-RANSAC*) to enhance RANSAC algorithm for planar feature extraction. To extract planar feature from Lidar data, ground and non-ground points need to be classified. Using only non-ground points from the whole LiDAR data, the proposed plane extraction algorithm (*I-RANSAC*) was tested with 8 single building LiDAR data and 3 LiDAR data sets that contain more than one buildings. Precision, Recall and F-measures are calculated and observed as around 0.95.

Keywords: LiDAR, RANSAC, Planar Feature Extraction, Photogrammetry, Remote Sensing, Classification

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1. (a) Pasif ve (b) aktif sensörlerin gösterimi	11
Şekil 2. A noktasının obje uzayı ve fotoğraf düzlemindeki konumu	11
Şekil 3. 2 koordinat sistemi (A-B) arasında dönüşümün örnek gösterimi	14
Şekil 4. Bir noktanın eşlenik olarak farklı fotoğraflarda kaydedilmesi.....	15
Şekil 5. Bir alana ait bindirmeli hava fotoğrafı alımı	17
Şekil 6. Yer fotogrametrisinde farklı açı ve yerlerden çekilmiş yüksek bindirmeli fotoğraflar	18
Şekil 7. TOF (Uçuş Zamanı) sisteminin şematik gösterimi	20
Şekil 8. Faza dayalı sistemin şematik gösterimi (URL-2).....	21
Şekil 9. Gönderilen ve geri toplanan lazer ışını ve mesafesi.....	23
Şekil 10. Lazer ışını için farklı yansımalar ve geri dönüşler	23
Şekil 11. Çeşitli yer LiDAR sistemleri (János, 2018)	24
Şekil 12. Yakın Mesafe LiDAR verisi ile 3B Bina oluşturulması (Canaz, 2012).....	25
Şekil 13. Hava LiDAR Veri toplama	26
Şekil 14. Hava LiDAR Sistemleri örnekleri (a) ALS 40 (Leica Geosystems), (b) OPTECH ALTM 3100, (c) Trimble AX80 (URL-3, URL-4, URL-5).....	26
Şekil 15. Drone hava LiDAR Sistemi ne örnek (URL-6)	27
Şekil 16. Hava LiDAR sisteminin çalışma prensibi	28
Şekil 17. Enterpolasyona dayalı LiDAR noktalarının filtrelenmesinin şematik gösterimi (Kraus ve Pfeifer, 2001)	33
Şekil 18. Enterpolasyona dayalı yöntem şematik gösterimi (Kraus ve Pfeifer, 2001).....	34
Şekil 19. DÜA dayalı yöntem için şematik gösterim (Sui vd., 2017)	35
Şekil 20. Eğime dayalı filtreleme algoritmasına örnek şematik gösterim (Wang ve Tseng, 2010).....	36
Şekil 21. Morfolojiye dayalı yöntem şematik örnek gösterimi (Li vd., 2003)	37
Şekil 22. 2B Kartezyen uzayı (a) ile 3B uzay arasındaki fark (b)	40
Şekil 23. Bir düzlemin normal gösterimi	41
Şekil 24. Yer ve yerüstü LiDAR noktalarını sınıflandırma amaçlı geliştirilen algoritma akış şeması	44
Şekil 25. Yer ve yerüstü noktaları ayırmak üzere geliştirilen algoritmanın şematik gösterimi	45
Şekil 26. Çıkarılan düzlem özellikleri için önerilen iyileştirme algoritmasının akış şeması	50

Şekil 27. İki nokta arasındaki dikey ve planimetrik uzaklık ile bu noktaların eğimi	50
Şekil 28. Aykırı değerler ile RANSAC tarafından çıkarılan örnek bir düzlem görüntüsü (a ve b).....	51
Şekil 29. I-RANSAC algoritması bir düzleme ait bulunan kümeler büyük mavi küme düzlem diğer farklı renkli küçük kümeler aykırı değerler (a ve b), küçük kümelerin aykırı değer olarak atanması (kırmızı noktalar (c)).....	52
Şekil 30. a) Örnek bir düzlemin RANSAC noktası ile çizilmiş dış sınırları; b) ve iyileştirilen RANSAC ile çizilmiş sınırları	53
Şekil 31. İstanbul veri seti; a) Veri sağlayıcı tarafından yapılan sınıflandırma (<i>LAStools</i>); b) Geliştirilen algoritma ile yapılan sınıflandırma; c) CSF algoritması sınıflandırma sonuçları	56
Şekil 32. Fusa verisi için rasgele seçilen bir alanın sonuçlarının görsel olarak yakından incelenmesi	57
Şekil 33. a) İstanbul veri seti için, veri sağlayıcı tarafından yapılan sınıflandırma (<i>LAStools</i>); b) geliştirilen algoritma ile yapılan sınıflandırma; c) CSF algoritmasını sınıflandırma sonuçları	58
Şekil 34. İstanbul verisinden rasgele seçilen bir alanın yakından yer ve yerüstü sonuçlarının incelenmesi	59
Şekil 35. a) California veri seti için, veri sağlayıcı tarafından yapılan sınıflandırma (<i>LAStools</i>); b) geliştirilen algoritma ile yapılan sınıflandırma; c) CSF algoritmasını sınıflandırma sonuçları	60
Şekil 36. Hatalı sınıflandırılan yer ve yerüstü noktalarına ait bir örnek	60
Şekil 37. California yer ve yerüstü sınıflandırma sonucuna rasgele seçilen bir alan için örnek sonuç.....	61
Şekil 38. a) Veri #1, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	66
Şekil 39. Veri #1 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı	66
Şekil 40. Veri #1 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı	67
Şekil 41. Veri #1 için bina çatı düzlemlerinin bağımsız incelenmesi	68
Şekil 42. a) Veri #2, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	69
Şekil 43. Veri #2 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı	69
Şekil 44. Veri #2 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı	70
Şekil 45. Veri #2 için bina çatı düzlemlerinin ayrı ayrı incelenmesi	71
Şekil 46. a) Veri #3, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	72
Şekil 47. Veri #3 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı	72
Şekil 48. Veri #3 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı	73
Şekil 49. Veri #3 için bina çatı düzlemlerinin ayrı ayrı incelenmesi	74
Şekil 50. a) Veri #4, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	74
Şekil 51. Veri #4 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı	75

Şekil 52. Veri #4 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı.....	76
Şekil 53. Veri #4 için bina çatı düzlemlerinin bağımsız olarak incelenmesi	77
Şekil 54. Veri #4 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	78
Şekil 55. Veri #4 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	79
Şekil 56. a) Veri #5, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	80
Şekil 57. Veri #5 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı	81
Şekil 58. Veri #5 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı.....	81
Şekil 59. Veri #5 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	82
Şekil 60. Veri #5 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	83
Şekil 61. a) Veri #6, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	84
Şekil 62. Veri #6 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı	84
Şekil 63. Veri #6 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı.....	85
Şekil 64. Veri #6 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	86
Şekil 65. Veri #6 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	87
Şekil 66. a) Veri #7, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	87
Şekil 67. Veri #7 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı	88
Şekil 68. Veri #7 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı.....	89
Şekil 69. Veri #7 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	90
Şekil 70. Veri #7 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	91
Şekil 71. a) Veri #8, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	91
Şekil 72. Veri #8 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı	92
Şekil 73. Veri #8 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı.....	93
Şekil 74. Veri #8 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	94
Şekil 75. Veri #8 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	95
Şekil 76. a) Alan #1 verisi, b) ve verinin yer ve yerüstü noktaların ayrımı	96
Şekil 77. Alan #1 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı.....	97
Şekil 78. Alan #1 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı	98

Şekil 79. Alan #1 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	99
Şekil 80. Alan #1 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	100
Şekil 81. a) Alan #2 verisi, b) Verinin yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	101
Şekil 82. Alan #2 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı.....	101
Şekil 83. Alan #2 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı	102
Şekil 84. Alan #2 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	103
Şekil 85. Alan #2 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	104
Şekil 86. a) Alan #3 verisi, b) Verinin yer ve yerüstü noktalarının ayrımı	105
Şekil 87. Alan #3 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı.....	105
Şekil 88. Alan #3 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı	106
Şekil 89. Alan #3 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	107
Şekil 90. Alan #3 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi.....	108

TABLÖLAR DİZİNİ

Sayfa No

Tablo 1. ASCII veri formatında LiDAR veri örneği; 3B noktaların koordinat değerleri .	30
Tablo 2. LiDAR verisini toplarken bazı önemli parametreler	30
Tablo 3. LiDAR ve Fotogrametri Karşılaştırması (Habib, 2018)	31
Tablo 4. Çalışma alanlarına ilişkin LiDAR verileri	56
Tablo 5. Elde edilen yer ve yerüstü sonuçların veride mevcut olan referans sonuçları ile karşılaştırılması ve hata matrisi	62
Tablo 6. Elde edilen yer ve yerüstü sonuçların CSF algoritması sonuçları ile karşılaştırılması ve hata matrisi	63
Tablo 7. Bina veri çıkarma işleminde kullanılan LiDAR verileri.....	64
Tablo 8. RANSAC ve I-RANSAC algoritması için her bir veri seti için seçilen parametreler	65
Tablo 9. Bina veri çıkarma işleminde kullanılan Alan #1, #2, ve #3 LiDAR verileri	96
Tablo 10. RANSAC ve I-RANSAC için Alan verileri parametreleri	96
Tablo 11. Tekli bina içeren veri için sayısal kalite kontrol sonuçları	109
Tablo 12. Çoklu bina içeren veri için sayısal kalite kontrol sonuçları	109

SEMBOLLER DİZİNİ

λ	: Ölçek
c	: Kamera Asal Uzaklığı, (kamera sabiti)
M	: Dönüklük Matrisi
x_a	: Fotoğraf (resim) koordinat sisteminin X yönündeki değer
y_a	: Fotoğraf (resim) koordinat sisteminin Y yönündeki değeri
φ	: Faz açısı
X_0, Y_0, Z_0	: Öteleme parametreleri
ω, χ, φ	: Dönüklük Açıları
ATIN	: Adaptive Triangulated Irregular Network
CSF	: Cloth Simulation Filtering
DEM	: Digital Elevation Model
DTM	: Digital Terrain Model
DÜA	: Düzensiz Üçgen Ağı
GPS	: Global Positioning Systems
EOPs	: External Orientation Parameters
İHA	: İnsansız Hava Aracı
IOPs	: Internal Orientation Parameters
INS	: Inertial Navigation System
IMU	: Inertial Measurement Unit
LiDAR	: Light Detection and Ranging
RANSAC	: Random Sample and Concensus
SYM	: Sayısal Yükseklik Modeli
TOF	: Time-of-Flight
TIN	: Triangulated Irregular Network
UAV	: Unmanned Aerial Vehicle
2B	: 2 Boyutlu
3B	: 3 Boyutlu

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Havadan veya yerden görüntü ve/veya noktasal verileri toplayarak uzaktan algılama yöntemleri ile birçok uygulama çok daha kısa sürede ve insan gücünü en aza indirgeyerek yapılabilmektedir. Bu sebeple çok farklı uzaktan algılama uygulamaları birçok disiplinlerde sıkça çalışılmaktadır. Uzaktan algılama daha spesifik olarak fotogrametri bilim dalı genel olarak uydu fotogrametrisi, hava fotogrametrisi ve yer fotogrametrisi olarak üç ana gruba ayrılabilir. Bu üç grup genel olarak verilerinin toplanış biçimindeki farklılıkları ve işleme yöntemlerine göre isimlendirilmiştir. Uydu fotogrametrisinde temel olarak veriler dünyanın etrafında gezen ve yere oldukça uzak olan uydulara sabitlenmiş görüntü toplama teknolojileri ile yapılmakta iken, hava fotogrametrisinde isminden de anlaşılacağı gibi dünya üzerinde uçan insanlı/insansız uçaklara monte edilen görüntü toplama teknik ve teknolojileri ile veriler toplanmaktadır. Son olarak, yer fotogrametrisi daha çok yeryüzünde üçayaklara yerleştirilen alıcılar aracılığıyla toplanan verileri ve bu verilerle yapılan çalışmaları kapsamaktadır.

Bu tez çalışmanın temeli hava fotogrametrisi üzerine oluşturulmuştur. Hava fotogrametrisi denilince akla ilk olarak hava fotoğrafı verileri gelse de, son yıllarda fotoğrafların yerini almaya başlayan LiDAR'da artık sıkça kullanılmakta ve bu çalışmanın ana veri kaynağını oluşturmaktadır. LiDAR genel olarak fotoğraf verisinin aksine 3B veriyi direkt olarak elde etme yada toplama özelliği ile büyük bir avantaja sahiptir. Fotoğraf verileri ile bunu yapmak ancak birçok fotoğraf verisinin yüksek oranda bindirmeli toplanması ve bu fotoğraflardan eşlenik noktaların seçimi ile bir takım fotogrametrik işlemlerden geçilerek mümkün olmakla her zaman yüksek doğrulukta 3B veri sonucu elde edilemeyebilir (Canaz ve Habib, 2013). Bu çalışmada, yüksek doğrulukta 3B nokta toplayabilme kabiliyeti olan LiDAR verisi ana veri kaynağı olarak seçilmiş ve bunun yanı sıra uydu fotoğrafları ise eğer çalışma alanı için mevcutsa kalite kontrol yöntemleri kapsamında kullanılmıştır.

Çalışmanın ilk kısmında LiDAR verisi yer ve yerüstüne ait noktalar olmak üzere iki grup olarak filtrelenmiştir. Çalışmada sadece yerüstüne ait noktalar ilgi alanı olup kullanılsa da yer yüzeyine ait noktalar birçok farklı uygulamalarda kullanılabilmektedir (Meesuk vd., 2015; Liu, 2008). Yer modelleri hidrolojik sel modelleme, hacim hesabı, iletim ve boru hattı

planlaması gibi birçok mühendislik uygulamalarında önemli bir rol oynar. Yer modeli oluşturabilmek için öncelikle yer ve yerüstüne ait olan noktaların ayrıştırılması/sınıflandırılması gerekmektedir. Daha sonra elde edilen yer modeli Sayısal Yükseklik Modeli (SYM- Digital Elevation Model (DEM)) üretmekte kullanılabilmektedir. Yer üstüne ait noktalar, bu tez çalışmasının ana amacı olan bina çatı düzlemi yakalama veya yerüstüne ait elektrik hatları vb. objelerin yakalanmasında kullanılabilmektedir. Dahası, yer ve yerüstü ayrımında, yerüstü noktaları yer yüzeyine ait olmayan genelde insan yapımı objelerin ayrıştırılması tüm veriden çıkarılması işlemi ile ağaçların hacminin ve/veya meşcere parametrelerinin belirlenmesi gibi çalışmalarda da sıklıkla kullanılmaktadır. Bu çalışmada literatüre yeni bir yöntem kazandırmak suretiyle, öncelikle kentsel alanlarda yer ve yerüstüne ait olan noktalar LiDAR verisinden başarılı bir şekilde çıkarılmıştır. Yer ve yerüstüne ait olan noktaların filtrelenmesinde, noktaların yükseklik değerlerine dayalı bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma sabit bir pencere boyutuyla, pencere lokalinde 3B noktaların yükseklik bilgisine göre sınıflandırma yapmıştır. Yer ve yerüstü noktaların filtrelenmesi için önerilen algoritma, hiçbir kullanıcı girişi ve parametresi gerektirmeyen otomatik bir algoritmadır. Önerilen yer ve yerüstü sınıflandırması algoritması farklı verilerle test edilmiş ve kalite kontrol yöntemi nitel ve nicel olarak yapılmıştır. Nitel kalite kontrol yönteminde basitçe veri gözlemsel olarak analiz edilmiştir. Nicel kalite kontrol yönteminde ise elde edilen sonuçlar, veri sağlayıcısı tarafından yapılan sınıflandırma sonuçları ve popüler yer ve yerüstü sınıflandırma algoritmalarından biri olan Cloth Simulation Filtering (CSF) (Zhang vd., 2016) yöntemi kıyaslanması ile toplam doğruluk (overall accuracy) hesaplanmıştır. Bu sonuç ve kıyaslamalara göre, ortalama doğruluk %95-%98 arasında bulunmuştur. Deneysel sonuçlar geliştirilen algoritmanın kentsel alanlarda LiDAR verisinden yer ve yerüstüne ait nokta ayrıştırılmasında başarılı bir algoritma olduğunu göstermiştir. Bu tez çalışmasının ana yönteminde ayrıştırılan yer üstüne ait 3B noktalar kullanılarak tezin asıl amacı olan bina çatı düzlemleri çıkartılmıştır.

Bilindiği üzere fotogrametrinin ana amaçlarından biri harita üretmektir. Günümüzde çok eşitli haritalar (nüfus, tarım, kentsel, topografik vb. haritalar gibi) üretilmekte olup, bunlara ek olarak binaların güncel durumunu gösteren haritalarda deprem sonrası hasar tespiti, kaçak yapıların durumu, kent planlaması, akıllı kentlerin oluşturulması gibi durumlarda sıkça gerekli olabilmektedir. Binaların yerini durumunu gösteren harita için ise öncelikli olarak havadan toplanan veriler kullanılır. Bu veriler ile binaların yeri, çatı sınırları ve yükseklikleri belirlenebilmelidir. Eğer bina çatıları 3B olarak fotogrametrik yöntemlerle

belirlenirse, belediyeler tarafından belirlenen h_{max} binanın resmi olarak ulaşabileceği maksimum yükseklik gibi kritik parametrelere bina yapımında uyulup uyulmadığını da belirlemek mümkün olabilmektedir. Bina çatıları hava fotoğraflarından çıkarılabilir, fakat fotoğraflar 2B (2 Boyutlu) olduğu için bina yüksekliklerini belirlemek için fotoğraflara yükseklik verisi eklenmesi ve/veya nokta bulutu diye anılan 3B veri üretilmesi gerekmektedir. Bunun yerine 3B veri üreten LiDAR teknolojisinin kullanılması hız ve üretkenlik açısından daha etkilidir. Bina çatıları 3B LiDAR verisi ile çıkarılarak oluşturulan haritalara binaların yüksekliğine ait verilerde böylece eklenebilir. Bina çatıları, bilindiği üzere Türkiye ve Dünya’da genellikle eğimli ve/veya düz düzlemsel geometrik özellikte inşa edilmektedir. Bu sebeple bu çalışma, bina çatı düzlemlerinin 3B LiDAR verisinden otomatik olarak çıkarılmasının geliştirmesi üzerine oluşturulmuştur.

3B veriden düzlem çıkarma algoritmaları içinde en popüler ve literatürde sıkça kullanılanlarından biri RANSAC (Fischler ve Bolles, 1981) algoritmasıdır. RANSAC, genel olarak ilgili geometri için model oluşturulup 3B veri içinde bu modele en iyi uyan noktaları iteratif döngüler içinde bulmaktadır. Bu çalışmaya konu olan geometrik model ise düzlemdir. Düzlemler en az 3 adet 3B nokta yardımı ile tanımlanabilir. Bu sebeple RANSAC, veri içinden rasgele 3 adet nokta seçerek çalışmaya başlar. Düzlem modeli sonsuz uzayda devam edeceği için, RANSAC ile çıkarılan düzlemlerde düzleme ait olmayan fakat gürültülü verilerden gelen noktaları da düzleme ait nokta olarak çıkarabilmektedir. Örneğin, bir eğik çatı düzlemi çıkarımında çatının devamında düzlem modeline uyan noktalar (ağaç, haberleşme kabloları vb.) düzleme aitmiş gibi RANSAC algoritması tarafından çıkarılmaktadır. Bu durum, bina çatılarının yanlış bir şekilde tanımlanmasına sebep olabilmektedir. Bu nedenle, bu tezde RANSAC algoritması geliştirilerek/iyileştirilerek çıkarılan düzlemde oluşan aykırı noktalar ayıklanıp temizlenmiş, böylece düzlemler düzgün ve güvenilir bir şekilde LiDAR verisinden çıkarılmıştır. Özetle, bu çalışmanın ana amacında RANSAC algoritması ile çıkarılan düzlemlere ait aykırı değerleri elimine edecek bir algoritma geliştirilmiş ve böylece otomatik olarak bina çatı düzleminin başarılı bir şekilde çıkarımı için model geliştirilmiştir.

LiDAR verisinden bu tez çalışmasında geliştirilen bina çatı düzlemi çıkarımı algoritması “*Improved-RANSAC (I-RANSAC)*” olarak adlandırılmıştır. I-RANSAC algoritması, RANSAC algoritmasının çalışma prensibi, LiDAR verisinden bina çatı çıkarımı işlemi öncesi LiDAR verilerinin yer ve yerüstü olarak sınıflandırılması gibi metodolojik kısımlar ilerleyen alt ana başlıklarda ayrıntılı olarak anlatılmıştır. I-RANSAC ile düzlem

ıkarma algoritması eřitli verilerle test edilmiř, nicel ve nitel kalite kontrol yntemleri kullanarak, geliřtirilen bu algoritmanın gvenilirlięi analiz edilmiř ve bulgular kısmında gsterilmiřtir.

1.2. Problemin Tanımı ve Motivasyon

Bu alıřmada, LiDAR verisinden otomatik bina atı dzlem ıkarımının geliřtirilmesi amalanmıřtır. RANSAC algoritması ile ıkarılan bina atı dzlemlerinden aykırı deęerlerin olduęu gzlenmiř ve bu aykırı deęerlerin dzlemlerden temizlenerek daha gvenilir bina atı dzlemi ıkarımı saęlanmıřtır. Bu alıřmanın motivasyonu, RANSAC algoritması ile ıkarılan dzlemlerin birok durumda bolca aykırı deęer tařıdıęının grlmesi ve bina atı ıkarımlarında hatalı sonulara sebep olacaęından RANSAC algoritmasının geliřtirilmesi ve ana hedef olan atı ıkarımı iin ncl iřlem kentsel alanda arazi (yer) rtsnn otomatik ıkarımı zerine kurulmuřtur.

1.3. alıřmanın Amacı

alıřmanın amalarından biri, tm LiDAR verisinden yer ve yerst noktalarını ayıran bir yntem geliřtirmektir. Bu yntemden elde edilen yer st noktalarını kullanarak bina atı dzlemi gvenilir bir řekilde ıkarmak iin RANSAC algoritmasının iyileřtirilmesi geliřtirilmesi ile literatre bir yenilik katmak ise alıřmanın ana amacı oluřturmaktadır. Bylelikle, RANSAC algoritmasında dzlem ıkarma iřleminde mevcut olan bir sorun giderilecektir Bu sorun daha ncede bahsedildięi gibi 3B LiDAR verisinden RANSAC algoritması ile ıkarılan dzlemlerde gzlemlenen dzleme ait olmayan aykırı deęerlerin olmasıdır.

1.4. Literatr Taraması

Hava LiDAR 3B nokta verisi son yıllarda birok farklı alıřmada kullanılmaktadır. Bunların en popler olanlarından biri LiDAR verilerini kullanarak bina atı dzlemi ıkarılmasıdır. Bina atı dzlemleri LiDAR verisinden ıkarılmadan nce yer ve yerstne ait noktaların sınıflandırılması, bir bařka deyiřle yerstne ait noktaların yer yzeyine ait noktalardan ayrılması gerekmektedir. Burada ama, genel olarak dzlem olan yeryznn

bina çatı düzlem çıkarımında, düzlem olarak veriden çıkarılmasını engellemek ve verinin boyutunun azaltılması ile daha hızlı işlem yapılmasını sağlamaktır. Ayrıca LiDAR verilerinden sınıflandırılarak ayrıştırılan yer yüzeyi noktaları Sayısal Yükseklik Modeli (SYM) üretmek için de sıkça kullanılmaktadır (Bartels, vd., 2006; Liu, 2008; Maguya, vd., 2013; Guan, vd., 2014; Chen, vd., 2017). Üretilen yükseklik modelleri sel baskınları, şehir planlama, hacim hesaplama gibi uygulamalarda da kullanılabilir.

Yer, dünyanın katı yüzeyi olarak tarif edilebilirken, buna karşın yerüstü ise yere ait veya yer ile ilgili olmayan bütün nesneleri ifade etmektedir. Örneğin, ağaçlar, binalar, arabalar, trafik lambaları vb. yerüstüne ait iken, yer yüzeyindeki toprak alan, arazi ve yollar vb. ise yer olarak sınıflandırılmaktadırlar. Yer noktalarının LiDAR verisinden ayırma ve yer modeli geliştirme çalışmaları birçok araştırmacı tarafından çalışılmıştır (Kraus ve Pfeifer, 2001; Liu ve Zhang., 2008; Yuan vd., 2009; Wang ve Tseng, 2010; Mongus ve Zalik, 2012, Mongus vd., 2014). Literatürde yer yüzeyini ana veriden ayırma ya da bir diğer adıyla yer filtreleme çalışmaları farklı gruplara ayrılmıştır. Bu bölümde en popüler ve sıkça kullanılan gruplardan bahsedilmiştir. Bunlardan ilki enterpolesyona/yüzeye dayalı (Interpolation-Based/Surface-Based) filtreleme algoritmalarıdır (Kraus ve Pfeifer, 1998; Lee ve Younan, 2003). Bir diğer sınıf ise, eğime dayalı (Sloped-Based) filtreleme algoritmalarıdır (Vosselman, 2000; Zhang vd., 2003). Morfolojik yer yüzeyi filtreleme (Morphological Filtering) algoritması ise çeşitli araştırmacılar tarafından çalışılmış ve kullanılmaktadır (Chen vd., 2007; Kilian vd., 1996; Lohmann vd., 2000; Zakšek ve Pfeifer, 2006; Hui, vd., 2016). Diğer bir yer ve yerüstü nokta filtreleme algoritması ise kümelemeye (segmentasyona) dayalı filtreleme (Segmentation-Based Filters) olarak isimlendirilir (Filin ve Pfeifer, 2006; Tovari ve Pfeifer, 2005; Velas vd, 2017). Son popüler filtreleme yöntemi/leri ise Düzensiz Üçgen Ağı (DÜA, Triangulated Irregular Network, TIN)'na bağlı yöntemler olarak sayılabilir (Axelson, 2000; Afsharnia, vd., 2015; Belhouche ve Buckles, 2011).

LiDAR verisinin yanı sıra bazı araştırmacılar yer yüzeyini dijital fotoğraflardan elde edilen 3B nokta bulutu kullanarak filtrelemeye çalışmışlardır. Örneğin, Yılmaz vd. (2018) insansız hava aracı ile çekilen fotoğraflardan üretilen noktaları kullanarak, ticari ve ticari olmayan programlar ile 7 farklı filtreleme algoritmasının performansını araştırmışlardır. Wallace vd. (2016) ise İnsansız Hava Aracı'na (İHA, Unmanned Aerial Vehicle, UAV) dayalı nokta bulutu oluşturup filtreleme algoritması uygulamıştır. Hava fotoğraflarından elde edilen nokta bulutları LiDAR verilerine oranla yoğun olsa da bazı durumlarda 3B nokta

bulutunu elde etmek imkânsızdır. Çünkü nokta bulutları ancak üst üste yüksek oranda bindirmeye sahip fotoğraflardan elde edilebilmektedir. LiDAR verisinin tersine, 3B veri fotoğraflardan ancak tanımlanan eşlenik özellikler/noktalar en az iki fotoğrafta var ve bu noktaların ışınları matematiksel olarak tanımlanabilirse üretilebilmektedir (Canaz ve Habib, 2013). Bu sebeple bu tez çalışmasında 3B veri olarak doğrudan 3B veriyi toplayabilen LiDAR teknolojisinin verisi seçilmiştir ve kullanılmıştır.

Bazı araştırmacılar ise daha spesifik olarak yer filtreleme algoritmalarını sadece kentsel alanda çalışacak şekilde kurgulamışlardır. Kentsel alanlar yerüstü objelerle doludur ve yerüstü ile yer arasında yükseklik farkları bulunmaktadır. Örneğin, bina çatıları, arabalar ve yeryüzü arasında yükseklik farkı bulunmaktadır. Kentsel alanlarda yerüstü insan yapımı nesneler çıplak veya ağaçla kaplı kırsal araziye göre daha fazla bulunduğundan, araştırmacılar bu bilgileri kullanarak kentsel alanlar için yer ve yerüstüne ait noktaları filtrelememe algoritmaları geliştirmişlerdir. Shan ve Sampath (2005) kentsel alanda yer noktalarını ileri-geri etiketleme (forward ve backward labeling) algoritması ile filtrelemişlerdir. Bu algoritma yer ve yerüstü için yükseklik farkı ile eğimi kullanmıştır. Çalışma sonucunda filtrelenen noktalardan SYM oluşturulmuştur. Wang ve Zhang (2016), LiDAR verisinin tarama çizgi bilgisi ile benzerlik ölçüleri (similarity measurement) kullanarak yer noktalarını kentsel alanda filtrelemişlerdir. Eğime dayalı yöntem ile bölge büyütme (region growing) algoritmalarının birleşiminden Feng vd. (2009) yer yüzeyini kentsel alanda LiDAR verisinde filtrelemişlerdir. Bir başka çalışmada 3 farklı boyutta pencereler (küçük, orta ve büyük) oluşturulmuş ve bu pencerelerde yerel yükseklik eşiği kullanarak yer ve yere ait olmayan noktalar ayrıştırılmıştır (Rashidi ve Rastiveis, 2017).

Bu tez çalışmasında, bina çatı düzlemleri çıkarılacağı için, kentsel alanda öncelikle yer ve yerüstü olan noktalar sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma yüksekliğe dayalı bir algoritma geliştirilerek yapılmıştır. Bu algoritmanın en önemli özelliği hiçbir kullanıcı eşik değerine ihtiyaç duymadan tam otomatik çalışmasıdır. Geliştirilen algoritma sadece kentsel alanlardaki 3B verilere yönelik bir çalışmadır. Tezin ilerleyen bölümlerinde önerilen ve bu tez çalışmasında kullanılan filtreleme algoritması ayrıntılarıyla açıklanmıştır.

Ayrıca çalışmada yer ve yerüstü noktalar çıkarıldıktan sonra kalite kontrol amaçlı farklı bir filtreleme algoritması ile karşılaştırılmıştır. Bu algoritma bilgisayar programcılar tarafından sıkça kullanılan Cloth Simulation Filter (CSF, Dokuma Simulasyon Filtreleme) algoritması olup Zhang vd. (2016) tarafından SYM modeli yaratmak için geliştirilmiştir. Kısaca bu algoritma, öncelikle bütün 3B veriyi altüst ederek çalışmaya başlar ve Cloth

ismiyle adlandırılan ters döndürülen noktalar ile LiDAR noktalarının çakıştığı yerleri analiz eder. Sonuç olarak oluşturulan ters edilmiş/döndürülmüş yeni yer yüzeyi ile orijinal yer yüzeyi karşılaştırılarak LiDAR nokta bulutundan yer noktaları ayrıştırılmış olur. Bu algoritmaya ait kodlar URL-1 sitesinde bulunmakta olup tezde ilgili kodlar kullanılmıştır. CSF algoritmasından elde edilen yer yüzeyleri, tez çalışmasında geliştirilen algoritma ile kalite kontrolü için karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar birbirine yakın olup sonuç ve bulgular kısmında ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

Yer ve yerüstü olarak ayrılan nokta bulutundan bina çatılarını da içeren yerüstü sınıfı kullanılarak, bina çatı düzlemleri çıkartılabilir. Bilindiği gibi birçok insan yapımı nesneler genellikle düzlem geometrisindedir. Özellikle ülkemizde ve dünyada birçok binanın çatısı geometrik olarak yatay veya eğimli bir düzlem şeklinde yapılır. Bina çatılarının 3B olarak çıkarılması ile binaların yeri, vaziyeti ve yüksekliği gibi birçok bilgi de çıkarılabilir ve dahası bu bilgiler ile bir alana ait bina haritası oluşturulabilir. Bina vaziyet haritaları deprem sonrası, kentsel dönüşüm öncesi ve sonrası gibi durumlarda yapıp kullanılabilir. Bunun yanı sıra, ülkemizde yasal bina yükseklik parametresi olan h_{max} parametresi de 3B veriden bina çatı yüksekliği ile kolayca ölçülebilir ve binaların h_{max} parametresine uygun olup olmadığı kolayca tespit edilebilir. Bina durum analizi, yerinde çok insan gücüyle tek tek yapılabileceği gibi daha az insan gücü ile kısa zamanda uzaktan algılama veri ve yöntemleriyle de yapılabilir.

Son yılların en popüler uzaktan algılama tekniklerinden birisi olan LiDAR yoğun ve doğruluğu yüksek (Flood, 2001; Lefsky, 2002) 3B veriyi, bir lazer ışını yollayıp yansıyan ışını geri toplayarak aradaki mesafeyi zamanla ilişki kurarak belirlemektedir. Toplanan LiDAR verileri ile istenilen herhangi bir geometrik özellik gerekli algoritmalar kullanılarak 3B veriden ayrıştırılıp çıkartılabilir. Bu çalışmada daha önce belirtildiği gibi binaların çatı düzlemleri LiDAR verisinden ayrıştırılıp otomatik olarak çıkartılmıştır. Böylece, binaların çatıları ve durumları (vaziyet) ortaya çıkartılmıştır.

Bina çatı düzlem çıkarımı birçok araştırmacı tarafından son yıllarda yoğun olarak çalışılmıştır (Awrangjeb ve Fraser, 2014; Cao vd., 2017; Zhang vd, 2018). Farklı düzlem çıkarma algoritmaları literatürde mevcuttur. Bunlardan biri olan segmentasyon (Kümeleme); geometrik özellikleri kümelemenin amacı, verileri bir şekilde ortak özelliklere sahip olan alt verilere gruplamaktır. Çatı düzlemi çıkarımı oluştururken, her noktanın özellikleri bir alanda tanımlanıp hesaplanır ve daha sonra bir kümeleme tekniği ile düzlemsel bina çatılarını çıkarmak için bu özellikler kullanılır. Örneğin Lari vd. (2011), her bir noktanın silindirik

bir alanda komşularını kullanarak bölgesel niteliklerini tanımlamıştır. Daha sonra, Octree alan bölümlemesine dayalı metot ile bina çatılarını nokta bulutu içerisinde çıkarır. Sampath ve Shan (2010) ise Voronoi dayalı komşu tanımlaması özelliği ve bulanık k-means kümelemeyi normal ekseninde tanımlayarak çıkarır. Filin ve Pfeifer (2006) eğime dayalı komşuluk ve yayılma özellik kümeleme ile düzlem çıkarma yöntemi geliştirmiştir. Xu vd. (2012) hava LiDAR verisini 3 ana birime koyarak kurala dayalı sınıflandırma yapmıştır. Bu yöntemin dezavantajları veri ve sınıflandırılacak düzlem hakkında ön bilgiye ihtiyaç duyulmasıdır.

Bu algoritmaların yanı sıra en popüler geometrik özellik çıkarma algoritmalarından biri ise RANSAC algoritmasıdır (Fischler ve Bolles, 1981). RANSAC algoritması, veri kümeleri ile çalışmak üzere tasarlanmış ve bir parametre tahmin etme yöntemidir denilebilir (Gallo, 2010). Bu algoritmada basitçe model parametreleri tekrarlanır ve önceden tanımlanmış hipotezlere göre verilerde en iyi model aranır. İlk olarak bilgisayar programcıları topluluğunda ortaya çıktığı için bilgisayar problemleri için algoritmaya birçok yenilik eklenmiştir. En kayda değer RANSAC yeniliği, Torr ve Zisserman'ın (2000) bir dizi eşik değer kullanmak yerine sonucun kalitesini arttırmak için hipotez üretimine (MLEsac) ve maliyet fonksiyonlarına (MSac) maksimum olasılık modelleri ekledikleridir. Bilgisayar vizyonundaki RANSAC tabanlı yöntemlerin sağlamlık, doğruluk ve hesaplama hızları açısından genel bir karşılaştırması Choi vd. (2009) tarafından yapılmıştır. RANSAC başlangıçta bilgisayar vizyonundaki problemler için ortaya çıkmış ve geliştirilmiş olsa da daha sonra literatürde yer alan LiDAR nokta bulutu verileri için kullanılmış ve geliştirilmiştir. Tarsha-Kurdi vd. (2007), RANSAC algoritmasına standart sapma ve minimum nokta sayısı parametreleri ekleyerek algoritmayı geliştirmişlerdir.. Awwad vd. (2010) RANSAC algoritmasının sonuçlarının kalitesini arttırmak için düzlemin normal vektörü ile diğer noktaların karşılaştırmasını ekleyerek algoritmayı geliştirmişlerdir. Chen vd. (2012), RANSAC puanlama noktasına düzlem katkısı, normal vektör tutarlılığı, standart sapma kontrolü ve yerleştirilmiş örnekleme için daha fazla kontrol özelliği eklemiştir. Schnabel vd. (2007) performans ve hız açısından verimliliğini artırmıştır. Xu vd. (2016), MLEsac ve MSac'nin çabalarına benzer, ancak havadaki LiDAR verilerinde tespit edilen uçak maliyetine puanlama noktası için yeni bir ağırlıklı fonksiyon tanımlamıştır.

Bu çalışmada, bina çatı düzlemleri LiDAR verisinden RANSAC algoritması kullanılarak çıkarılmıştır. Fakat RANSAC, her ne kadar gürültülü verilerde iyi çalışacağı düşünülse de, elde edilen sonuçlarda, düzlemlerde birçok aykırı değerlerin olduğu

gözlenmiştir. Bu nedenle bu çalışmada, düzlemsel özellik çıkarımı için RANSAC algoritması geliştirilmiştir. RANSAC, devam eden planimetrik uzayda düzlemsel özelliklerinin bir dezavantajına sahiptir. Diğer bir deyişle, RANSAC, düzlemsel denklemle özellik modeliyle düzlemsel özellikleri ve çatı düzlemi ile aynı planimetrik uzayda düzlem noktaları olarak çıkarılan aykırı noktaları tanımlar. Bu çalışmada RANSAC algoritması tarafından LiDAR verileri kullanılarak çıkartılan bina çatı düzlemine ait olmayan aykırı değerleri elimine ederek literatüre katkıda bulunulmuştur. Böylece, ayıklanan düzlemsel özellik noktalarını bir bölge büyütme yöntemiyle bölümlere ayırarak, aykırı değerleri ortadan kaldırmak için bir algoritma geliştirilmiştir (I-RANSAC). Önerilen RANSAC iyileştirme ve geliştirme algoritması metodoloji bölümünde ayrıntılarıyla sunulmuştur.

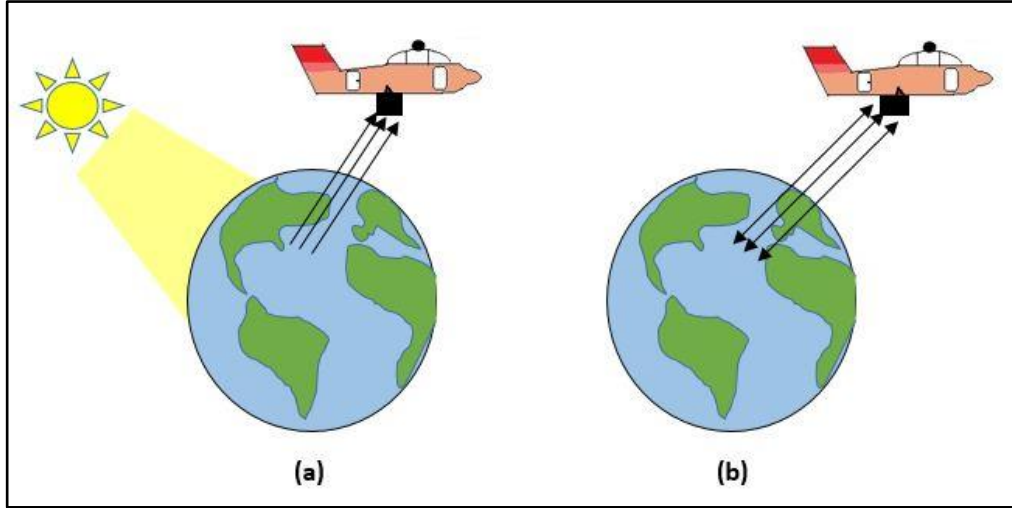


2. FOTOGRAMETRİ TEKNOLOJİLERİ VE VERİ ÇEŞİTLERİ

Fotogrametri genel olarak Uydu Fotogrametrisi, Hava Fotogrametrisi ve Yer Fotogrametrisi olmak üzere üç ana gruba ayrılabilir. Burada temel ayrım fotoğrafların alınacağı platform ile obje arasındaki mesafedir. Uydu fotogrametrisinde fotoğraflar adından da anlaşılacağı üzere uyduya sabitlenmiş görüntü kameraları tarafından dünya etrafında seyahat eden uydular aracılığı ile toplanması ve bu verilerin işlenmesi kastedilmektedir. Hava fotogrametrisinde ise görüntü toplama aleti olan kameralar insanlı/ insansız hava araçları üzerine monte edilir ve yer üstünde uçuş ile veriler toplanmaktadır. Yer fotogrametrisi ise genelde üçayak üzerine monte edilmiş kameralar ile fotoğraf verisi toplanması ve bu verilerin işlenmesi ile çeşitli uygulamalarda kullanılması üzerine dayalı bir fotogrametri türüdür. Bu üç grup ayrıntılı olarak ilerleyen sayfalarda anlatılacaktır, ancak daha öncesinde fotogrametrinin temel prensibi alt başlıkta anlatılmıştır.

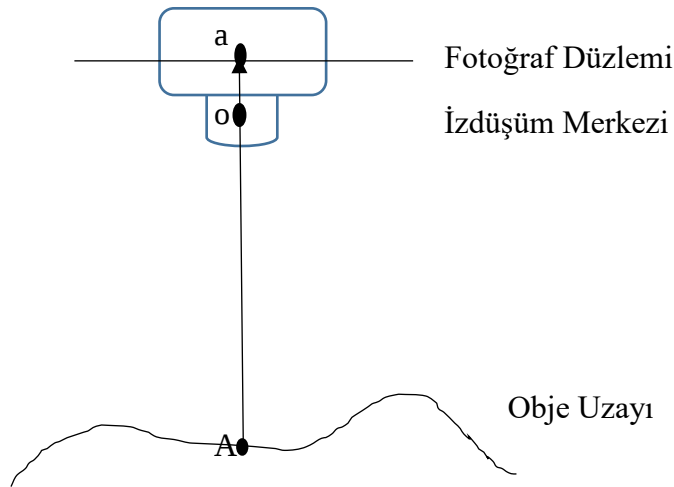
2.1. Fotogrametrinin Temelleri

Bir önceki ana başlıkta fotogrametri veri toplama aleti olan kamera sensörleri ile obje arasındaki mesafeye ve bu verilerin işlenmesine göre üç ana grupta toplanmıştı. Sensörler aktif ve pasif sensörler olarak iki grupta ayrılabilir. Görüntü toplama sensörleri genellikle fotoğraf makineleri olan kameralar olmakla birlikte, bu kameralar temelinde güneş ışığını ana enerji kaynağı olarak kullanır ve objelerden yansıyan bu enerjinin toplanması üzerine kuruludur. Bu tarz enerjisini güneşten alan sensörler pasif sensörler olarak nitelendirilir. Diğer bir sensör grubu olan aktif sensörler ise objeden yansıyan enerjiyi aktif sensörler gibi toplar fakat bu enerjiyi kendisi üretirler. Örneğin LiDAR teknolojisinde enerji kendisi tarafından lazer ışını üretilir. Kendi enerjisini kendi üretmesi ile aktif sensörlerde hem gündüz hem gece veri toplayabilme özelliği vardır. Bunun yanı sıra görüntü verilerinde kameranın görüntüyü toplayabilmesi için güneş enerjisine ihtiyacı vardır ve bu sebeple sadece gündüz veri toplanmaktadır (Şekil 1).



Şekil 1. (a) Pasif ve (b) aktif sensörlerin gösterimi

Fotogrametri genel olarak bir sensör yardımıyla bir cisim ya da obje hakkında temas olmaksızın uzaktan bilgi toplama olarak tanımlanabilir. Fotogrametri denilince akla bu sebeple hemen fotoğraf makineleri ve kameralar gelmektedir. Kameralar ile toplanan bu veriler bir uzaktan algılama verisini yani fotogrametrik veriyi oluşturur. Toplanan bu veriler, bilim ve teknolojinin ortak kullanımıyla birlikte verisi toplanan obje bölge hakkında fiziksel bilgi alınmasını sağlar. Fotogrametri obje uzayı ile resim (fotoğraf) koordinat sistemi arasındaki ilişkiyi kuran ve bu sistemler arası 2 boyuttan 3 boyuta geçişi sağlayan bilim dalıdır. Tezin ilerleyen bölümlerinde bu iki koordinat sisteminin arasındaki matematiksel bağlantı anlatılacaktır.



Şekil 2. A noktasının obje uzayı ve fotoğraf düzlemindeki konumu

Fotogrametrinin temeli, çekilen fotoğraf düzlemi ile ilgi alanı olan objenin arasındaki ilişkiyi tanımlamaktır (Şekil 2). Bu ilişki, obje uzayındaki A noktası ile izdüşüm merkezi arasındaki uzaklık vektörü $\overrightarrow{oA}$ 'nın λ gibi bir katsayı ile çarpımının, o objenin fotoğraf izdüşümündeki fotoğraf uzayı ile izdüşüm merkezi arasındaki vektöre $\overrightarrow{oa}$ eşit olması beklenir (1) (Habib, 2018).

$$\overrightarrow{oa} = \lambda \overrightarrow{oA} \quad (1)$$

$\overrightarrow{oa}$ vektörü, A noktasının fotoğraf düzlemi ile kamera izdüşüm merkezi arasındaki mesafedir. Buna kamera kalibrasyon sonucu elde edilen iç yöneltme parametreleri eklenirse aşağıdaki eşitlik elde edilir (2) (Habib, 2018).

$$\overrightarrow{oa} = \vec{v}_i = \begin{bmatrix} x_a \\ y_a \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_a - x_p \\ y_a - y_p \\ -c \end{bmatrix} \quad (2)$$

Burada,

x_a, y_a : resim koordinatlarını,

x_p, y_p : iç yöneltme elemanlarından asal nokta koordinatlarını,

c : iç yöneltme elemanlarından asal uzaklığı, ifade etmektedir.

$\overrightarrow{oA}$ vektörü ise objenin 3B uzayda X, Y, ve Z koordinatının dış yöneltme parametrelerinden izdüşüm merkezi koordinatlarının çıkartılmış halidir. Aşağıdaki eşitlikte bu eşitlik gösterilmiştir (3) (Habib, 2018).

$$\overrightarrow{oA} = \vec{V}_o = \begin{bmatrix} X_A \\ Y_A \\ Z_A \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} X_o \\ Y_o \\ Z_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_A - X_o \\ Y_A - Y_o \\ Z_A - Z_o \end{bmatrix} \quad (3)$$

Bu eşitlikte;

X_A, Y_A , ve Z_A ; objenin 3B uzay koordinatlarını,

X_o, Y_o , ve Z_o ; dış yöneltme parametrelerinden öteleme vektörünü ifade etmektedir.

Bu vektörün son olarak dış yöneltme parametrelerinden dönüklük ve ölçek ile çarpılmasıyla vektör eşitliği tamamlanır (Habib, 2018).

$$\vec{v}_i = \lambda M(\omega, \phi, \kappa) \vec{V}_o \quad (4)$$

$$\begin{bmatrix} x_a - x_p \\ y_a - y_p \\ -c \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_A - X_o \\ Y_A - Y_o \\ Z_A - Z_o \end{bmatrix} \quad (5)$$

Burada;

λ ; ölçek faktörü,

M ; dönüklük matrisi,

(ω, ϕ, κ) ; dönüklük açılarını ifade etmektedir.

(5) nolu eşitlikteki vektörün birinci satırının üçüncü satıra bölümünden (6) eşitliği, ikinci satırın üçüncü satıra bölümünden ise (7) eşitliği elde edilir ki buna kolinearite eşitliği (izdüşüm denklemi) denmektedir.

$$x_a = x_p - c \frac{m_{11}(X_A - X_o) + m_{12}(Y_A - Y_o) + m_{13}(Z_A - Z_o)}{m_{31}(X_A - X_o) + m_{32}(Y_A - Y_o) + m_{33}(Z_A - Z_o)} + \Delta x \quad (6)$$

$$y_a = y_p - c \frac{m_{21}(X_A - X_o) + m_{22}(Y_A - Y_o) + m_{23}(Z_A - Z_o)}{m_{31}(X_A - X_o) + m_{32}(Y_A - Y_o) + m_{33}(Z_A - Z_o)} + \Delta y \quad (7)$$

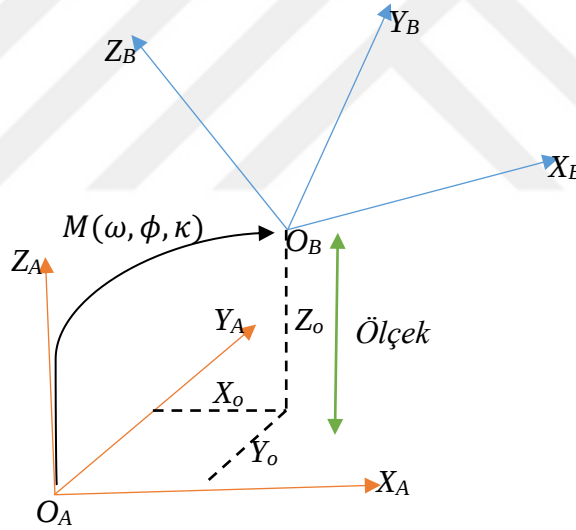
Bu eşitliklerde;

- x_a ve y_a : a noktasının resim koordinatlarını,
- x_p, y_p, c , ve Δx and Δy : kameranın iç yöneltme parametreleridir. (x_p, y_p) asal noktanın koordinatlarını, (c) asal uzaklığı,
- X_A, Y_A, Z_A : noktanın (A) obje uzay koordinatlarını;
- $M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} \end{bmatrix}$: obje ve resim koordinat sistemini ilişkilendiren ve ω, ϕ , ve κ açıları ile tanımlanan dönüklük matrisini,
- X_o, Y_o, Z_o : öteleme matrisi: kamera odak noktasının obje uzayındaki yerini

ifade etmektedir.

İç yöneltme parametreleri (x_p, y_p, c ve *distortion parametreleri*) fotoğraf çekildiği anda kameranın sahip olduğu ve kamera kalibrasyonu ile elde edilen parametrelerdir. Distorsiyon parametreleri (decentering ve radial lens distorsiyonu vb.) kamera merceği tarafından oluşan ve fotoğraf düzleminde objenin doğru konumunun bulunabilmesi için kolinearite eşitliğine eklenmesi gereken düzeltme parametreleri olarak bilinir.

Şekil 3’de, iki farklı koordinat sistemi (A ve B koordinat sistemleri) arasında dönüşüm yapabilmek için gerekli parametreler gösterilmiştir. Buna göre iki koordinat sistemi arasında ölçek, dönüklük açıları ve öteleme parametreleri bulunmaktadır. Bu 7 parametre bilindiği zaman, herhangi bir noktanın bir koordinat sisteminden diğer koordinat sistemine çevrilmesi mümkündür. Şekilde fotoğraf ve arazi koordinat sistemleri arasındaki öteleme parametreleri; X_0, Y_0, Z_0 , 3 dönüklük açısı: Ω, Φ , ve K ; ve ölçek (scale) gösterilmiştir.

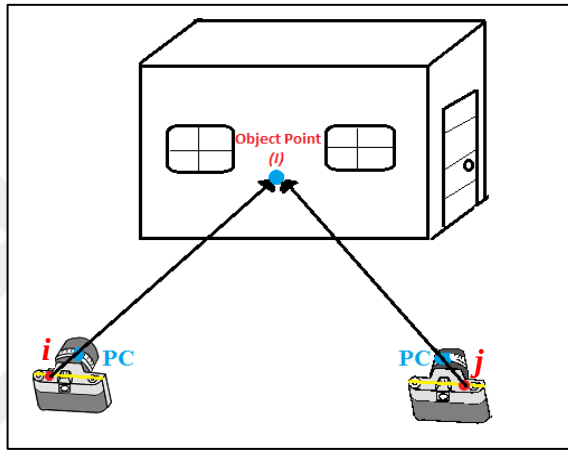


Şekil 3. 2 koordinat sistemi (A-B) arasında dönüşümün örnek gösterimi

İki koordinat arasındaki 7 parametreden dış yöneltme parametreleri ise GPS ve INS sistemleri ile görüntü alımı anında direkt olarak elde edileceği gibi kontrol ve bağlama noktaları kullanılarak fotogrametrik havai nirengi ile dolaylı olarak da elde edilebilmektedir. Bu parametrelerden öteleme parametresi (X_0, Y_0 , ve Z_0) kameranın veri toplama anındaki konumu ile objenin konumu arasındaki X, Y, ve Z yönündeki mesafe olarak tanımlanabilir. Dönüklük parametreleri ise “ ω, ϕ , ve κ ” açıları yardımıyla oluşturulan dönüklük matrisini

oluşturmada kullanılır. Bu parametreler obje uzayı ile görüntü koordinat sistemi arasındaki dönüklük ilişkisini ifade eder.

Şekil 4’te bir obje noktasına farklı açı ve uzaklıktan iki farklı bölgeden görüntü alınması örnek olarak gösterilmektedir. Şekilde i ve j obje uzayındaki (I) noktasının görüntü uzayındaki eşlenik noktalarını temsil etmektedir. Daha öncede belirtildiği üzere obje koordinat noktası ile görüntü koordinat noktası arasındaki bağı yukarıda ifade edilen parametreleri (iç ve dış yöneltme parametreleri) kullanılarak bir matematiksel model olan kolinearite eşitlikleri ile ilişkilendirmek mümkündür (Kraus, 1993).



Şekil 4. Bir noktanın eşlenik olarak farklı fotoğraflarda kaydedilmesi

Daha öncede belirtildiği gibi, fotogrametri temel olarak yakın mesafe fotogrametrisi ve hava fotogrametrisi olarak ikiye ayrılabilir. Uzay fotogrametrisi, uydulardan çekilen fotoğrafı da dikkate alarak fotogrametriyi 3 gruba ayırmak mümkündür. Alt başlıklarda fotogrametri, uydu fotogrametrisi, hava fotogrametrisi ve yakın mesafe (yer) fotogrametrisi şeklinde anlatılacaktır.

2.1.1. Uydu Fotogrametrisi

Uydu fotogrametrisi yer yüzeyine ait bilgilerin görüntü olarak uydulara sabitlenmiş dijital kamera sensörleri tarafından veri toplanması ve işlenmesi kısmını kapsamaktadır. Ülkemizde uydu fotogrametrisi de diğer fotogrametrik yöntemler gibi uzaktan algılama yöntemlerinden biri olmakla beraber genelde fotogrametri yerine uzaktan algılama alt

başlığında sıkça tartışılmakta ve dersleri verilmektedir. Bunun başlıca sebepleri arasında uydu fotogrametrisindeki sensörlerin daha karmaşık olması veri toplanmasının ve yer yüzeyine ulaşmasının hava ve yer fotogrametrisine göre farklı olma sebepleri yattığı düşünülmektedir. Oysa uzaktan algılama, objelerin uzaktan bilgilerinin farklı sensörler yardımıyla toplanması gibi genel anlamı olmasının yanında, fotogrametri ise biraz daha spesifik olarak fotoğraflar üzerinden çekilen görüntüler üzerine dayalı bir disiplindir.

Uydu fotogrametrisinde kamera sensörleri dünya etrafında dönen uydulara monte edilmiştir ve özelliklerine göre farklı piksel çözünürlüklerde (50 cm, 1 m, 30 m vb.), aynı yere ait farklı zaman aralıklarıyla veri toplama periyotlarında (her gün, haftada bir vb.), sensör tipinde olmasına göre sınıflandırılabilir. En popüler uydu görüntü toplayıcıları Landsat, Worldview-1, Spot, Aster vb. sayılabilir. Bunun yanı sıra ülkemizde son yıllarda teknolojik gelişmelerde birlikte 2011 yılında RASAT uydusu, 2012 yılında Göktürk-2 uydusu ve son olarak 2016 yılında ise Göktürk-1 uydusu fırlatılmıştır. RASAT, 15 metre, Göktürk-2, 5 metre, Göktürk-1, 2 metre renkli görüntü toplayabilme özelliğine sahiptir.

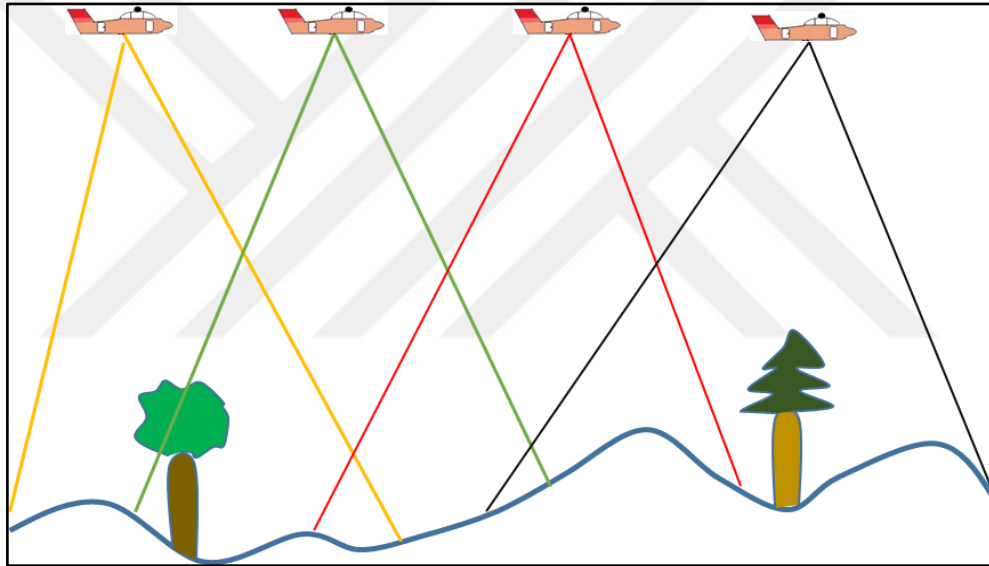
Uydu fotogrametrisinde hava ve yer fotogrametrisine farklı veri toplama işlemi belirli aralıklarla aynı yere ait olmak üzere durmadan devam etmektedir. Bu özelliği ile uydu fotoğrafları değişim yakalama (change detection) çalışmalarında sıkça kullanılmaktadır. Örneğin Landsat uydusu adları ve çözünürlükleri değişse de, 1972 yılından beri veri toplamaktadır. Son olarak 1999 yılında uzaya fırlatılan Landsat 7 ve 2013 yılında uzaya fırlatılan Landsat 8 uyduları 30 metre çözünürlükte renkli görüntü toplama kapasitesiyle şuan halen verip toplamaktadır. Uydu fotoğraflarının en büyük dezavantajı ise çalışılan bölgeye ait fotoğraflama işlemi sırasında hava koşullarına bağlı olarak fotoğrafların bulutlu olarak toplanması gösterilebilir. Bulutlar yer yüzeyi ile uydu sensörü arasında kalmakta ve fotoğrafta istenilen alana ait verilerin görüntülenmesine engel teşkil etmektedir. Buna karşın hava ve yer fotogrametrisinde veri toplama zamanı daha önceden meteorolojik tahminlerde göz önünde alınarak yapılabilir.

2.1.2. Hava Fotogrametrisi

Hava fotogrametrisi genel olarak havadan bir araca monte edilen fotoğraf makineleri (dijital kameralar) tarafından büyük bir alanda genelde bindirmeli olarak toplanan verileri ve bunların işlenmesi ile farklı uygulamalarda kullanılmasını kapsayan bilim alanıdır. Hava fotogrametrisinde hava araçları insansız hava araçları olacağı gibi genelde çoğunlukla küçük

bir uçakta olabilmektedir. Hava fotogrametrisindeki amaç yer yüzeyini fotoğraflayarak burada yer yüzeyi ile ilgili bilgiler elde edip onu fiziksel hale çevirip yer yüzeyi haritaları hazırlamak yer yüzeyi hakkında bilgi almaktır.

Hava fotoğraflarının bindirmeli toplanmasındaki amaç, verisi toplanan alanın 3B veri oluşturma işlemlerinde bindirmeli alanlardan ortak noktalar seçerek 2B verinin 3B veriye çevrilmesidir (Şekil 5). İki fotoğraf arasındaki bindirme boyuna ve enine olmak üzere genel olarak sırasıyla en az %60 ve %30 olarak alınır. Bu oran dijital kameralarla veri alımı durumunda boyuna %80-90 enine ise %40-60 arasında değişmektedir. Şekil 5’de bindirmeli fotogrametrik veri yani fotoğraf alımı görsel olarak sunulmuştur. 2B veriden 3B veri elde edilmesi ilerleyen sayfalarda ayrıntılı olarak anlatılacaktır.



Şekil 5. Bir alana ait bindirmeli hava fotoğrafı alımı

Hava fotogrametrisi ile toplanan veriler birçok uygulama alanlarında kullanılmaktadır. Bunlardan en popülerleri olarak ortofoto ve SYM üretimi sayılabilir. Hava fotogrametrisi ile elde edilen ürünler arkeolojiden, kent planlamasına; çevre mühendisliğinden, taşınmaz değerlendirme uygulamalarına kadar birçok alanda kullanılmaktadır.

2.1.3. Yer Fotogrametrisi

Yer fotogrametrisinde ya da diğer kullanım adıyla yakın mesafe fotogrametrisi de adından da anlaşılacağı üzere yer yüzeyinde yakın objelere genelde üç ayak üzerine kurulan

kamera ile veya bir mobil araç üzerine kurulan dijital kameralar kullanılarak toplanan verilerden elde edilen ürünler ve çalışmalar akla gelmektedir. Genelde kamera ile fotoğrafı toplanılacak obje ve veya alan arasında 300 metreden az mesafe olması durumunda yer fotogrametrisinden bahsedilebilir (Wolf vd., 2014). Yer fotogrametrisi de hava fotogrametrisi gibi tıp, mimarlık, inşaat mühendisliği vb. birçok farklı alanda kullanılmaktadır. Örneğin mimaride tarihi bir binanın restorasyonu amacıyla 3B model üretilmesi gerekebilir ve bu bindirmeli olarak bina etrafında alınan fotoğraflar kullanılarak yapılabilir. Şekil 6’da bir binanın ön yüzü için farklı yerlerden çekilen yüksek oranda bindirmeye sahip fotoğraflar örnek olarak verilmiştir. Diğer bir örnek ise tıpta yaralanmalar sonucu deride oluşan değişiklikler ile yara boyutu yine yer fotogrametrisi kullanılarak incelenebilmektedir.



Şekil 6. Yer fotogrametrisinde farklı açı ve yerlerden çekilmiş yüksek bindirmeli fotoğraflar

3. LIGHT DETECTION AND RANGING TEKNOLOJİSİ (IŞIN YAKALAMA ve UZAKLIK TAYİNİ)

Light Detecion And Ranging baş harfleriyle oluşan kısa adıyla LiDAR, ışın yakalama ve uzaklık tayini veya genelde lazer tarama sistemi/teknolojisi olarak çevrilebilecek bir uzaktan algılama teknolojisidir. Fotogrametrik verilerin aksine kendi enerjisini kendi üreten aktif bir sensöre sahiptir. Ürettiği ışını ilgili alana ve/veya objeye yollayarak konumu ve ışının gidiş geliş süresine göre ışının çarptığı noktaya ait 3. boyutunu belirleyen bir sistemdir. Aşağıda bu sistem hakkında ayrıntılı açıklamalar ile matematiksel temelleri sunulmuştur.

3.1. Lazer Tarama Sistemleri

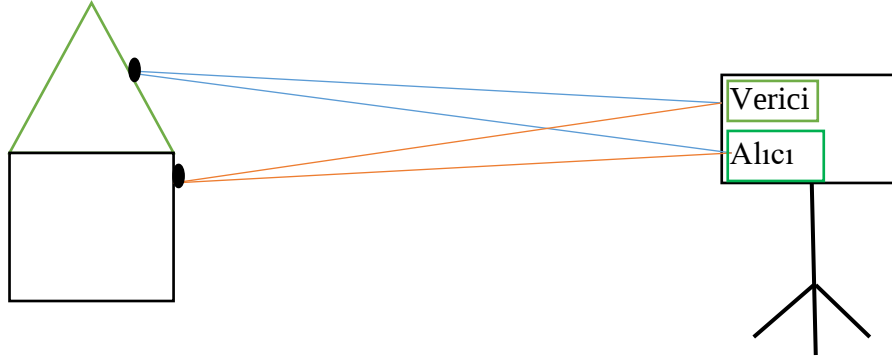
Nokta bulutu, lazer tarama verisi, tarama, lazer tarama gibi farklı isimlerle adlandırılan verilerin hepsi LiDAR verisine karşılık gelmektedir (Canaz, 2012). LiDAR ya da bilinen adıyla lazer tarama sistemleri daha öncede belirtildiği gibi aktif bir sensördür ve lazer tarama sistemleri 3 ana grupta toplanabilir. Bunlar; Time-of-Flight (TOF), uçuş zamanı olarak adlandırılabilir, Phase-Shift (Faz Kayması), ve Triangulation-Based (Üçgenlemeye Dayalı) ölçümlerdir (Bogue, 2010).

3.1.1. Time-of-Flight (Uçuş Zamanı) Sistemleri

Time-of-Flight kısa adıyla TOF sistemleri lazer taramaları için çokça kullanılan bir sistemdir. Sistem parçaları lazer ışın kaynağı, gelen ışını kaydeden alıcıdan oluşur (Gokturk vd., 2004). Bu sistemde, genel olarak bir lazer ışını bir vericiden yollanır ve dönen ışın parçacıkları alıcı tarafından kaydedilir (Şekil 7). Alıcı genel olarak geri dönen ışınları toplar. Mesafe ise sinyal gönderim ile geri alım arasındaki farkın ikiye bölünmesi ile bulunur. (8) eşitliğinde mesafe hesabı gösterilmiştir (Petrie ve Toth, 2009). Bu eşitlik ile mesafe bulunarak, 3B veri elde edilmiş olunur.

$$R = \frac{v \cdot t}{2} \quad (8)$$

Burada: R : mesafeyi, v : elektromanyetik ışının hızını, t : ışının gidiş geliş zamanını, ifade etmektedir.



Şekil 7. TOF (Uçuş Zamanı) sisteminin şematik gösterimi

3.1.2. Phase-Shift (Faz Kayması) Sistemleri

Phase shift veya faz kayması olarak adlandırılan sistem TOF sistemine benzerdir. Faz kayması sistemlerinde sinyal dalgası gönderilir ve toplanır böylece fazdaki değişim ölçülür. Kademeli lazer faz kayması ölçümüdür. Mesafe ise frekans sayısı, gönderilen ve geri dönen sinyal arasındaki açıyı kullanılarak hesaplanır. Eşitlik (9)'da bu hesaplama formüle edilmiştir (Petrie ve Toth, 2009). Bu sistemde, kızılötesi ışığın bileşeni, nesneler için iletilen ışına neredeyse paralel olarak dönmektedir (URL-2, 2018).

$$R = \frac{M\lambda + \Delta\lambda}{2} \quad (9)$$

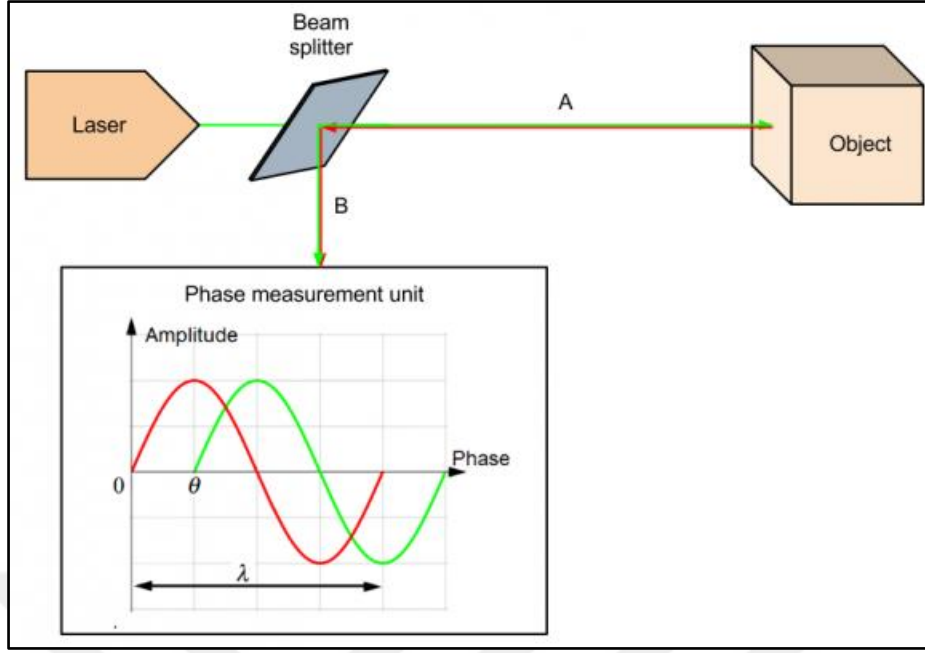
Burada;

R ; mesafeyi,

M ; frekans sayısını,

λ ; dalga boyunu,

$\Delta\lambda = \frac{\varphi}{2\pi}$; dalga boyunun kesirli kısmını, φ ise faz açısını temsil etmektedir.



Şekil 8. Faza dayalı sistemin şematik gösterimi (URL-2)

3.1.3. Triangulation-Based (Üçgenlemeye Dayalı) Sistemler

Triangulation based veya üçgenlemeye dayalı sistemler en az iki sistemin beraber çalışmasıyla oluşur. Bir lazer ışını objeye yansıtılır ve geri dönüşü alıcı tarafından yakalanır. Burada, lazer sensörü objeden bilinen bir mesafeye yerleştirilmiştir. Yansımadan kaynaklanan açı objenin 3B verisini ölçmede kullanılır. Bu metot nirengi ya da üçgenleme olarak bilinir, çünkü lazer noktası, kamera ve yayıcı bir arada kullanılır (Bogue, 2010). Bu sistemler biraz daha kısa mesafe obje veri toplamasında kullanılır (Chambelland, vd., 2014; McLeod ve Jacobson, 2013).

3.2. Lazer Tarama Teknolojisi (LiDAR) ve 3B Nokta Bulutu Verileri

LiDAR teknolojisi ile toplanan veriler, lazer taraması, LiDAR verisi, nokta bulutu gibi literatürde farklı isimlerle anılmaktadır. LiDAR bir başka ifadeyle, lazer tarama sistemi fotogrametrik veri toplama sistemlerinin tersine bir aktif sensöre sahiptir. LiDAR kendi enerjisini kendisi üretir ve bu sayede fotogrametrik verilerin aksine gece veya gündüz toplanabilir. Diğer bir deyişle, LiDAR güneşin enerjisine bağımlı değildir.

LiDAR teknolojisi bir obje veya alana ait veriyi 3B olarak direkt toplayabilmektedir. Fotogrametrinin aksine 3B veri çok hızlı bir şekilde toplanır ve üretilmiş olur. LiDAR 3B

veri toplama özelliği nedeniyle birçok uyulama alanında kullanılabilmektedir. Bunlara bilgisayar mühendisliği, inşaat mühendisliği, geomatik/harita mühendisliği, tıp, mimarlık, jeoloji, örnek olarak verilebilir. Örneğin, Canaz vd. (2015) LiDAR verilerini kullanarak önce göl alanını daha sonra göl alanının sınırlarını çıkaran bir çalışma yapmışlardır. LiDAR'ın tıp alanında kullanımına örnek ise Habib (2010)'ın tıp alanında skolyoz diye anılan bel iskelet eğriliğinin LiDAR ile görüntülenmesidir.

LiDAR teknolojisinde yer yüzeyine gönderilen ışın bir spesifik dalga boyuna sahiptir ve sadece gönderilen doğrultuda ilerler. Lazer ışınları için dalga boyu genelde 500-1500 nm arasındadır (Bossler, vd., 2002).

LiDAR ışını ile ilgili olarak, verici ışını önceden belirlenen hedefe gönderir. Gönderilen ışın hedef ile etkileşerek geri döner ve alıcı tarafından kaydedilir. Bu ışınlardan bazıları ise dağılır. LiDAR, lazer ışının vericiden çıkıp alıcıya geri dönüşüne kadar olan zamanı kaydeder. Daha öncede belirtildiği gibi *mesafe (range)* eşitliği (eşitlik 10) ile 3. boyut (range, ρ) hesaplarken kullanılır (Habib, 2018).

$$\rho = (t \times V) / 2 \quad (10)$$

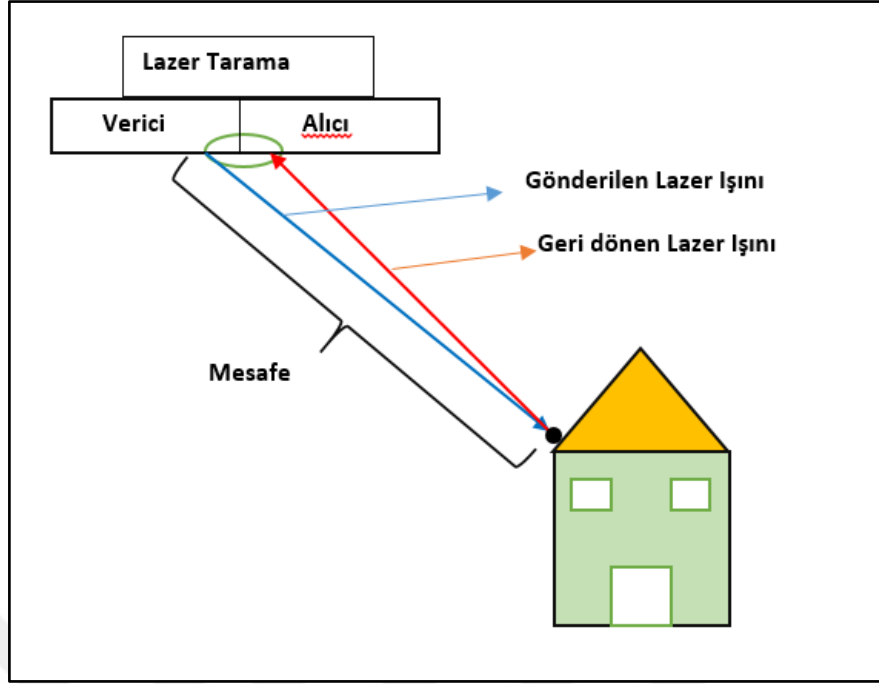
Burada;

ρ ; range; mesafe,

t ; lazer ışının vericiden çıkış ve alıcıya geliş arasında ölçülen zaman,

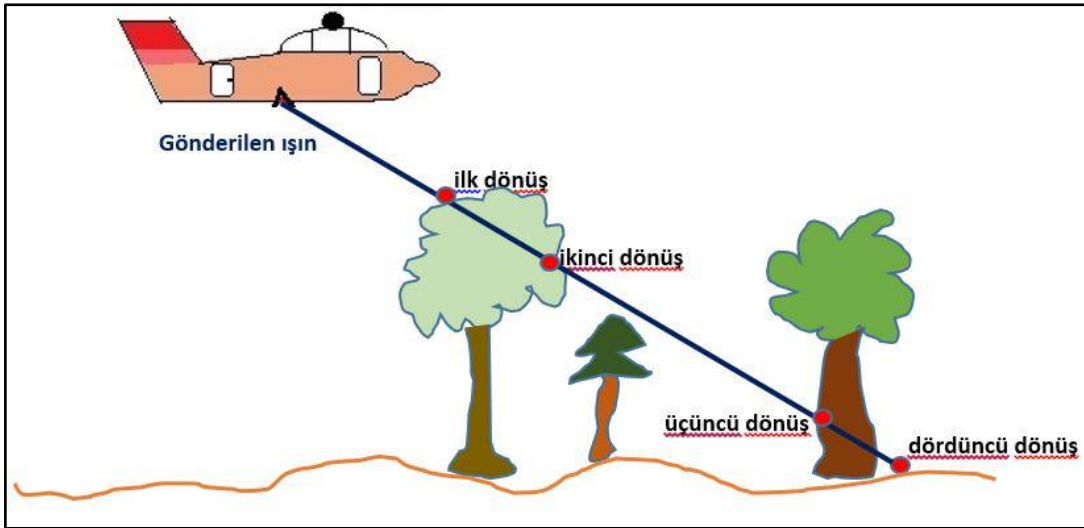
V ; lazer ışının hızını ifade etmektedir.

Mesafe hesabında ikiye bölünmesinin sebebi lazer ışınının yolu gidiş-geliş sırasında toplamda iki kez kat etmesidir. Şekil 9'da bir lazer ışının vericiden çıkıp alıcıya geri gelmesi ve mesafenin görsel şekli verilmiştir.



Şekil 9. Gönderilen ve geri toplanan lazer ışını ve mesafesi

Bu şekilde hesaplanan mesafe ile 3B nokta verisi üretilerek kaydedilir. Lazer ışını gönderildiğinde bazı ışınlar hedeften geçebilir –örneğin ağaç yapraklarından lazer ışını sızabilir- ve bir geri dönüş yerine gönderilen lazer ışını alıcıya birçok farklı objeden yansyarak gelir. Bu durumda bir ışın için birçok geri dönüş kaydedilir. Bu dönüşler ilk son ve eğer varsa ara dönüşler şeklinde kaydedilir ve farklı çalışmalarda bu bilgiler kullanılabilir (Şekil 10).



Şekil 10. Lazer ışını için farklı yansımalar ve geri dönüşler

Daha spesifik olarak LiDAR sistemini genel olarak kategorize etmek gerekirse yer LiDAR (Terrestrial-Mobile LiDAR) ve hava LiDAR sistemleri (Airborne-Satellite LiDAR) olarak iki gruba ayrılabilir. İlerleyen alt başlıklarda bu gruplar ve daha sonra ise spesifik olarak hava LiDAR sisteminin çalışma prensibinin matematiksel ifadesi ayrıntılı olarak anlatılacaktır.

3.3. Yakın Mesafe LiDAR Sistemi

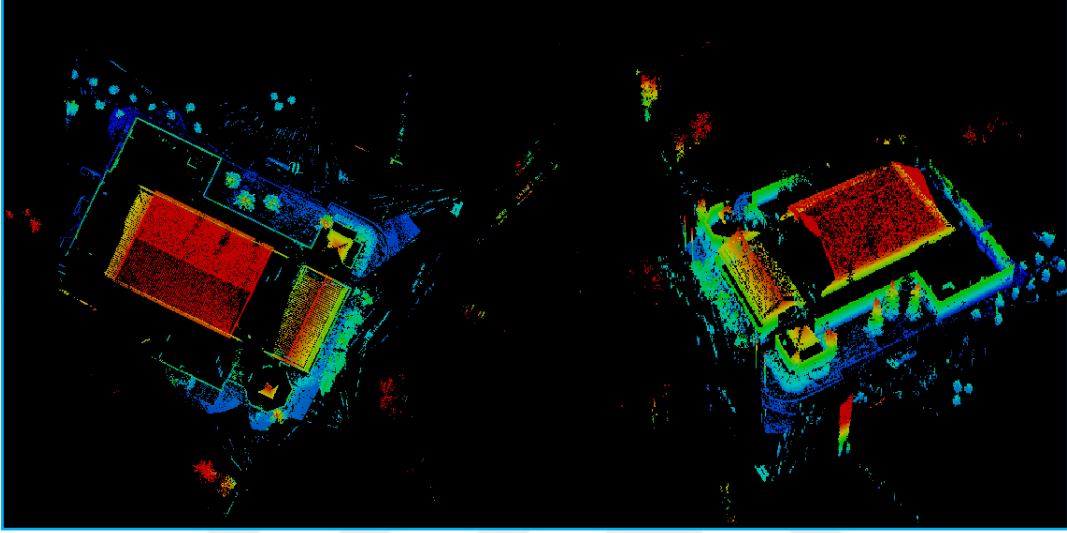
Yakın mesafe veya diğer bir deyişle yer LiDAR verisine uçayak üzerinde lazer tarama aleti ile ve mobil araç üzerine monte edilen lazer tarama sistemleri ile 3B veri toplama olarak adlandırılabilir. Uçayak sistemlerinden, lazer aletleri tek başına veri toplayabileceği gibi bazı sistemlerde lazer tarama aletine fotoğraf makineleri monte edilerek karma (hybrid) sistemler ile 3B nokta verisi üretilirken fotoğraf makinesi aracılığı ile fotogrametrik veriler de toplanabilmektedir. Bazı çalışmalarda bu iki sistem birlikte kullanılarak uygulamalar yapılmıştır. Yer LiDAR tarama aletlerinin bazı örnekleri aşağıdaki şekilde verilmiştir (Şekil 11).



Şekil 11. Çeşitli yer LiDAR sistemleri (János, 2018)

Yer LiDAR sistemi genellikle yapıların 3B olarak taraması yapımında, trafik işaretlerinin toplanmasında, tıp alanında bazı şekil bozuklukları hastalıklarının belirlenmesinde vb. durumlarda kullanılmaktadır. Örneğin, Canaz ve Habib (2012), yer LiDAR sistemi ile bir binaya ait veri toplamak için binanın farklı köşelerinden tarayarak, daha sonra bu farklı taramaları birleştirerek binaya ait 3B modeli oluşturmuştur (Şekil 12). El-Halawany ve Litchi (2013) mobil LiDAR verisi kullanarak yol kenarlarındaki direkleri

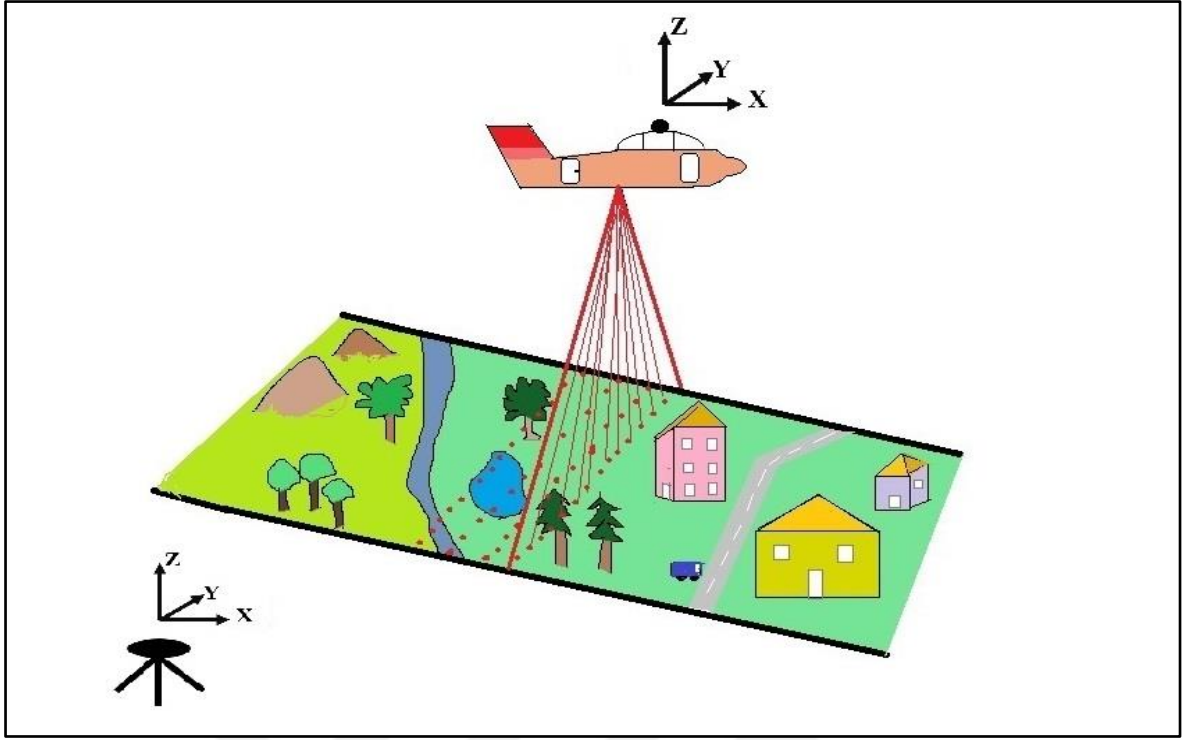
(dubaları) tüm veriden çıkartarak bulmuştur. Poncet vd., (2000) lazer tarama sistemini bel eğriliği teşhisi ve tedavi süreci için gözleminde kullanılabileceğini bir cansız model insan gövdesini 3B tarayarak göstermiştir. Yakın mesafe LiDAR çalışmalarının daha çok fazla farklı örneklerini literatürde bulmak mümkündür.



Şekil 12. Yakın Mesafe LiDAR verisi ile 3B Bina oluşturulması (Canaz, 2012)

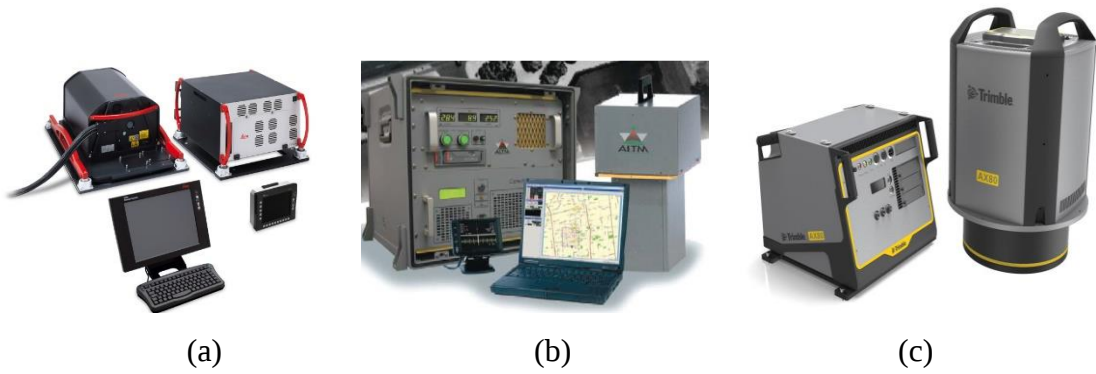
3.4. Hava LiDAR Sistemi

Hava LiDAR sistemleri, lazer tarama aleti, GNSS ve IMU ile birlikte bütün bir sistemdir. Bu toplam sistem uçaklara monte edilerek ve daha önceden belirlenen çalışma alanının güzergahı üzerinde uçuş yapılması ile 3B LiDAR verisi toplanır. Şekil 13'te hava LiDAR verisinin çalışma alanında uçuş doğrultusunda veri toplaması gösterilmiştir.



Şekil 13. Hava LiDAR Veri toplama

Birçok ticari hava LiDAR sistemi bulunmaktadır. Hava LiDAR sistemlerinden bazı örnekler aşağıdaki şekilde gösterilmiştir (Şekil 14). Bu tarama sistemlerinin uçağa monte edilmesi ve uçaktaki diğer GNSS/IMU aletiyle ortak çalışması sonucu 3B LiDAR verisi toplanmaktadır.



Şekil 14. Hava LiDAR Sistemleri örnekleri (a) ALS 40 (Leica Geosystems), (b) OPTTECH ALTM 3100, (c) Trimble AX80 (URL-3, URL-4, URL-5)

Son yıllarda uçan gözlerin (drone) çoğalması ve insansız hava araçlarının popüleritesi ile Hava LiDAR tarama aletleri, insansız hava araçlarına da monte edilerek veri

toplanabilmektedir. Aşağıdaki şekilde insansız hava aracına monte edilmiş LiDAR tarama sistemi ile 3B nokta bulutu verisinin toplanmasına bir örnek verilmiştir.



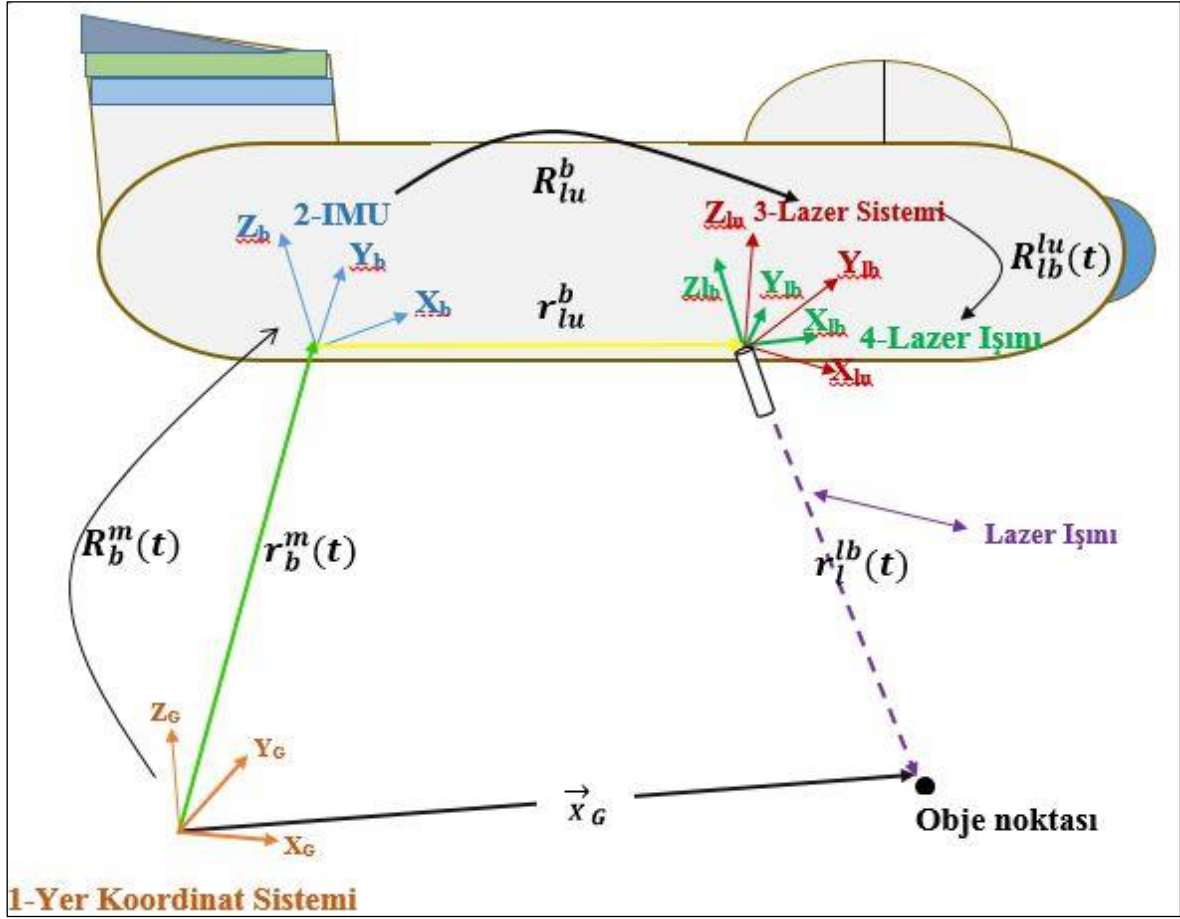
Şekil 15. Drone hava LiDAR Sistemi ne örnek (URL-6)

Hava LiDAR teknolojisi ile toplanan veriler çok çeşitli uygulamalarda kullanılabilir. Bunlardan en popülerleri kent alanlarına ait verilerin toplanması ve buraya ait haritaların oluşturulması, bina çatılarının çıkarılması, yolların çıkarılması örnek olarak verilebilir. Diğer bir hava LiDAR uygulaması ise alan ve hacim hesaplanmasıdır. Enerji nakil hatları da hava LiDAR verisinden çıkartılabilir. Örneğin Sevgen ve Canaz, (2016) Hava LiDAR verilerinden enerji nakil hatlarını Ana Bileşenler Analizi (Principal Component Analiz-PCA) yöntemi ile çıkarmıştır. Hava LiDAR verisi orman alanlarından ağaç hacim hesabı (Giannico vd., 2016) vb. uygulamalarda kullanılmaktadır. Hava LiDAR verisi kullanılarak yapılan çalışmalar literatürde çok fazla bulunmakta olup, bu tez çalışmasında da hava LiDAR verisi kullanılarak bina çatı düzlemlerinin çıkarılma yöntemi geliştirilmeye çalışılmıştır.

3.5. Hava LiDAR Çalışma Prensipli Veri Toplamanın Matematiksel İfadesi

Hava LiDAR verisinin uçak ve/veya insansız hava aracı ile 3B veri toplama prensibi ve arkasında yatan matematik bu alt başlık altında anlatılmıştır. Çalışma prensibinin daha iyi anlatılabilmesi için aşağıdaki şekil oluşturulmuştur (Şekil 16) (Habib, 2018). Fotogrametride kolinearite eşitliklerinde olduğu gibi yine vektörler toplamı ile 3B veri matematiksel olarak

LiDAR sistemi için nasıl toplandığı aşağıdaki şekilde açıkça görülmektedir. Şekilde gösterilen X_G ise Yer koordinat (Ground) sistemi: 1) $r_b^m(t)$ 2) r_{lu}^b ve 3) r_l^{lb} ; vektörlerinin toplaması ile elde edilir (Eşitlik 11) (Habib, 2018).



Şekil 16. Hava LiDAR sisteminin çalışma prensibi

$$X_G = r_b^m(t) + r_{lu}^b + r_l^{lb} \quad (11)$$

Burada yapılan eşitlik toplamında sadece vektörler toplanmış fakat vektörlerin arasındaki rotasyon açıları eklenmemiştir. Koordinat sistemleri arasında sadece vektörler öteleme parametresinin yanı sıra rotasyon açıları içeren rotasyon matrisi de bulunmalıdır ki böylece koordinat sistemleri arasındaki dönüş doğru yapılmış olur. Bu sebeple bu vektör toplamına ayrıca rotasyon matrisleri de eklendiğinde aşağıdaki eşitlik oluşmaktadır (12). Eşitlikte bir diğer ayrıntı ise, lazer ünitesi ile lazer ışını arasında vektörel bir ilişki yoktur ama rotasyonal bir ilişki olduğu için o rotasyonda eşitliğe dâhil edilmiştir (Eşitlik 12) (Habib, 2018).

$$X_G = r_b^m(t) + R_b^m(t) r_{lu}^b + R_b^m(t) R_{lu}^b R_{lb}^{lu}(t) r_l^{lb}(t) \quad (12)$$

Burada ayrıntılı olarak eşitlik parametreleri açıklanırsa;

X_G ; Ölçülen objenin yer (ground) koordinat sistemini,

$r_b^m(t)$; Yer koordinat sistemi ile IMU ünitesinin koordinat sistemi arasındaki vektörünü,

$R_b^m(t)$; IMU koordinat sistemi ve yer koordinat sistemi arasındaki rotasyon matrisini,

r_{lu}^b ; Lazer ünitesi ve IMU koordinat sistemi arasındaki vektörünü (lever arm offset),

R_{lu}^b ; Lazer ünitesi ve IMU koordinat sistemi arasındaki rotasyon matrisini (boresight matrix),

$R_{lb}^{lu}(t)$; Lazer ışını ve lazer ünite koordinat sistemi arasındaki rotasyon matrisini,

$r_l^{lb}(t)$; Lazer ışın koordinat sistemi ile ölçülen obje arasındaki vektörünü, ifade etmektedir.

Parantez içindeki t notasyonu ise öteleme vektörünün veya rotasyon matrisinin zamanla değiştiğini belirten zaman bileşenidir. Diğer bir ifadeyle, t sembolü bulunmayan parametreler sabit parametrelerdir. Örneğin, lazer ünitesi ile lazer ışını sabitlenmiştir ve arasındaki ilişki veri toplama boyunca aynıdır. Lazer ünite ve ışın koordinat sistemi arasındaki öteleme vektörü (r_{lu}^b) veya literatürde bilinen adıyla (*lever arm parametresi*) ile rotasyon matrisi (R_{lu}^b) veya literatürde bilinen adıyla (*boresight matrisi*) sabit parametrelerdir ve zamanla değişmezler. Bu parametreler önceden yapılan kalibrasyon ile belirlenir.

3.5.1. LiDAR Verisi ve Formatları

LiDAR verisi genel olarak bir noktaya ait 3B veriyi X , Y , Z den oluşturulan planimetrik koordinat (X , Y) ve yükseklik (Z) bilgisi ile satır satır kaydeder. Ayrıca sinyalin dönüş (return) numarası, renk bilgisi (varsa, RGB), frekans şiddetini (intensity)'de kaydeder. Genelde LiDAR verileri ilk zamanlarda ASCII formatında kaydediliyor olsa da son zamanlarda veriler *LAS* adı verilen genel bir binary formatta depolanmaya başlanmıştır. Tablo 1'de ASCII formatında LiDAR verisine örnek gösterilmiştir.

Tablo 1. ASCII veri formatında LiDAR veri örneği; 3B noktaların koordinat değerleri

X	Y	Z	I (intensity)
1838,48	338887,22	204,37	10
1838,23	338886,94	191,39	20
1837,82	338886,75	191,46	48
1837,70	338887,47	191,49	26
1837,64	338888,34	191,39	37
1837,53	338888,50	207,24	290
1837,42	338887,78	191,45	319
1837,29	338887,28	191,52	319
1837,23	338888,16	191,51	290
1837,15	338886,22	203,59	10
1837,04	338887,47	193,12	20

LAS formatı ile olan veriler binary olduğu için daha hızlı okunabilmektedir. LAS ile okunan veriler daha hızlı bir şekilde görüntülenebilmektedir. LAS dosyasının özellikleri American Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ASPRS) tarafından belirlenmiş ve yürütülmektedir.

LiDAR verisini toplarken bazı parametreler önem arz etmektedir. Bu parametreler çalışmanın yapılacağı, verinin toplanacağı sahaya ve/veya LiDAR aletinin özelliklerine kapasitesine göre değişkenlik gösterebilir. Bu parametrelerden bazı önemli olanlar hava LiDAR verisi için örnek olarak Tablo 2’de verilmiştir.

Bu tabloda uçuş zamanı verisinin toplanacağı tarihi belirtirken, uçuş yüksekliği uçuş hızı uçağın ve veya hava LiDAR aletinin monte edildiği insansız hava aracının hızı ve yüksekliğini ifade eder. Tarama açısı ise verinin hangi açıyla yeryüzünde taranacağını belirtir. Yan bindirme LiDAR verilerinin yan yana dizildiğinde ne kadar kısmının üst üste çakıştığını, son olarak yoğunluk ise m² başına düşen 3B nokta sayısını belirtmektedir (Sampath ve Shan, 2007).

Tablo 2. LiDAR verisini toplarken bazı önemli parametreler

Parametre	Değeri	Birimi
Veri Toplama Zamanı	12 Nisan 2018	Gün-ay-yıl
Uçuş mekanizmasının hızı	150	Knots
Uçuş Yüksekliği	1500	Metre
Tarama Açısı	32	Derece
Yan bindirme	%30	-
Yoğunluk	15	Nokta sayısı. m ²
Lazer dalga boyu	750	nm

3.6. Fotogrametri ve LiDAR Yöntemlerinin Karşılaştırması

Son olarak bu bölümde LiDAR teknolojisi ile Fotogrametrik yöntem ve verilerin karşılaştırılması yapılmıştır. LiDAR ve fotogrametrinin karşılaştırılmasında avantajlı ve dezavantajlı bölümler kıyaslanmıştır (Habib, 2018). Bu tabloya göre, LiDAR teknolojisinin en önemli avantajları gece gündüz veri toplaması, 3B veriyi direkt elde etmesi olarak söylenebilirken, Fotogrametrinin en önemli avantajları ise semantik bilgi içermesi ve yatay doğruluğun LiDAR’a göre çok daha iyi olmasıdır.

Tablo 3. LiDAR ve Fotogrametri Karşılaştırması (Habib, 2018)

Teknik/Teknoloji	Avantajlar	Dezavantajlar
LiDAR	Homojen yüzeylere ait yoğun bilgi içerir.	Az parametre kestirimi
	Gündüz veya gece veri toplayabilir.	Semantik bilgi genelde içermez.
	3B veriyi direkt üretir.	Yatay doğruluk dikey doğruluktan daha kötüdür
	Dikey doğruluk yatay doğruluktan daha iyidir.	Kapalı kutu bir sistemdir.
Fotogrametri	Yüksek parametre kestirimi	Planimetrik düzlemde homojen yüzeylerde bilgi almak zordur
	Semantik bilgi içerir.	Sadece gündüzleri veri toplar
	Yatay doğruluk düşey doğruluktan daha iyidir.	3B veri üretmek karmaşık ve bazen doğru olmayan sonuçlar verir
	Kapalı kutu olmayan bir sistemdir.	Dikey doğruluk yataydan daha kötüdür

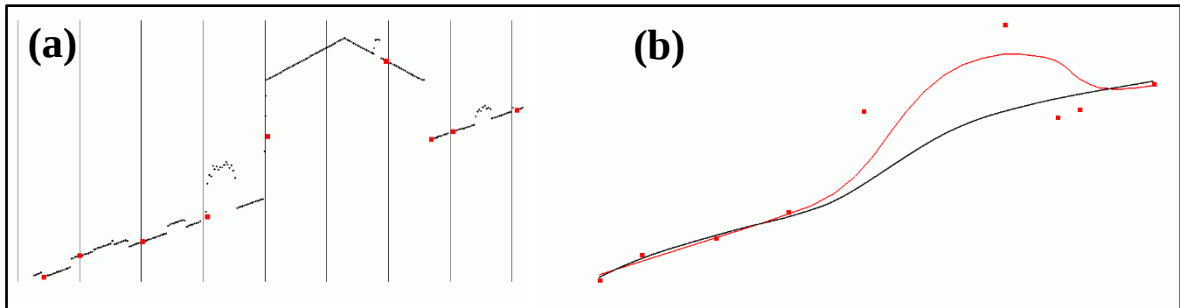
4. YER VE YERÜSTÜ LiDAR VERİLERİNİN AYRIŞTIRILMA YÖNTEMLERİ

LiDAR verisinde yerüstünde ait geometrik herhangi bir özellik çıkarma işleminde genellikle ilk yapılması gereken yere ait noktaların ana veriden temizlenmesi, diğer bir ifadeyle yere ait noktaların ve yere ait olmayan noktaların LiDAR verisinden sınıflandırılması veya filtrelenmesi gerekmektedir. Yerüstü LiDAR noktalarından, yer tabanına (yol, bahçe, arazinin kendisi vb.) ait olmayan genellikle yerden yüksekte ve insan tarafından yapılan yapılar kastedilmektedir. Örneğin, evler, arabalar, trafik lambaları ve trafik işaretleri gibi insan yapımı olan yapılar ile yerden yüksekte bulunan ağacın gövdesi, dalları yaprakları ve kendisi verilebilir. Burada ağacın toprakla bütünleştiği kısımdaki noktalar yer noktası olarak kabul edilir. Yer ve yerüstüne ait LiDAR noktalarının sınıflandırmasındaki amaç genellikle örnekte verilen insan yapımı kısımları ayırmaktır. Literatürde bu sınıflandırma işlemleri için birçok çalışma bulunmakta ve bu çalışmalar yöntem çeşidine göre sınıflandırılmıştır. Burada şunu belirtmek gerekir ki yöntemler daha fazla gruplara ayrılabilceği gibi bazı yöntemler birden fazla gruba girilebilmektedir. Bu bölümde filtreleme algoritmaları gruplandırılırken çalışmaların prensiplerine ve kullandıkları algoritmaya bakarak en yakın olduğu grupta anlatılmaya çalışılmıştır. Bu yöntemler arasında en popüler olanları enterpolesyona dayalı yöntemler, düzensiz üçgen ağı dayalı yöntemler, eğime dayalı yöntemler, morfolojiye dayalı yöntemler ve kümelemeye dayalı yöntemler olarak sayılabilir. Bu bölümde bu yöntemlere ait bilgiler ve yapılan bazı çalışmalar ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Bu tez çalışmasında ise, yer ve yerüstüne ait olmayan LiDAR verilerini sınıflandırılması için yeni bir algoritma önerilmiş ve geliştirilmiştir. Geliştirilen algoritma yöntem bölümünde ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Daha öncede belirtildiği gibi sadece kentsel alanlara yönelik bu alanlarda çalışan yer ve yerüstü 3B nokta filtreleme algoritması geliştiren araştırmacılar bulunmaktadır. Bu tez çalışmasında da herhangi bir filtreleme grubuna tam olarak ait olmayan kent alanları için tasarlanmış yeni bir yer ve yerüstü nokta ayrımı yapan algoritması noktaların yükseklikleri baz alınarak geliştirilmiş ve algoritma MATLAB ortamında programlanmıştır.

4.1. Enterpolasyona Dayalı Yöntemler

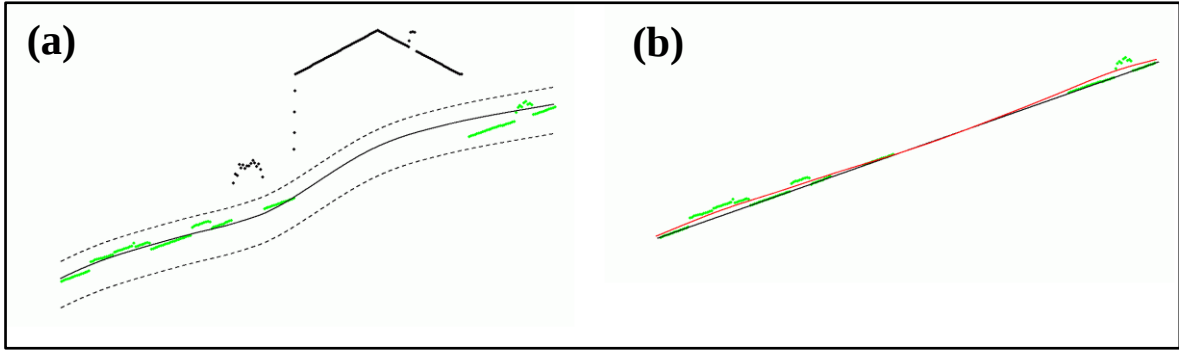
LiDAR verisinin yer ve yerüstü noktalarını filtreleme veya sınıflandırma diye de tabir edilen çalışmaların literatür tarama makalesi Meng vd. (2010) tarafından yapılmış olup birçok yöntem ayrıntılı olarak bu makalede anlatılmıştır. Enterpolasyona dayalı filtreleme algoritmalarından en popülerleri Kraus ve Pfeifer (1998) tarafından SYM oluşturmak için geliştirilen enterpolasyona dayalı yöntemdir. Bu yöntemde, yer ve yer üstüne ait olmayan noktalar iteratif olarak ve her bir noktaya dikey mesafede beklenen SYM düzeyi ile lazer noktasını ilişkilendirerek ağırlıklandırmışlardır. Benzer bir şekilde enterpolasyona dayalı yöntemi kullanan noktaları ağırlıklandırarak SYM modeli oluşturan çalışma Lee ve Younan (2003) tarafından yapılmıştır.

Enterpolasyona dayalı yöntemlerde bir diğer çalışma ise yine Kraus ve Pfeifer (2001) tarafından yapılmıştır. Şekil 17a'da LiDAR profili üzerinden 5 m'de bir en düşük yüksekliğe sahip olan nokta seçilmiş ve kırmızı ile işaretlenmiştir. Şekil 17b'de ise bu noktaları kullanarak ortalama yüzey geçirilmiş ve kırmızı çizgi ile gösterilmiştir. Noktalara ağırlık vererek hesaplanan yeni yüzey ise siyah çizgi ile gösterilmiştir. Ağırlıklandırma noktalarının yüksekliğine göre yapılmıştır. Alçak noktalar daha ağırlıklı olmuş ve böylece gerçeğe yakın yüzey çizgisi elde edilerek sınıflandırma yapılmıştır.



Şekil 17. Enterpolasyona dayalı LiDAR noktalarının filtrenmesinin şematik gösterimi (Kraus ve Pfeifer, 2001)

Kraus ve Pfeifer (2001) Şekil 17b'de elde ettiği yüzeyden belli bir mesafede alt ve üstünden aralık geçirerek ilgili zona düşen noktaları seçmiştir (Şekil 18a). Şekil 18b'de son olarak aralıkta olan yeşil noktalar kullanılarak tekrar enterpolasyon ile yeryüzeyi elde edilmiştir.

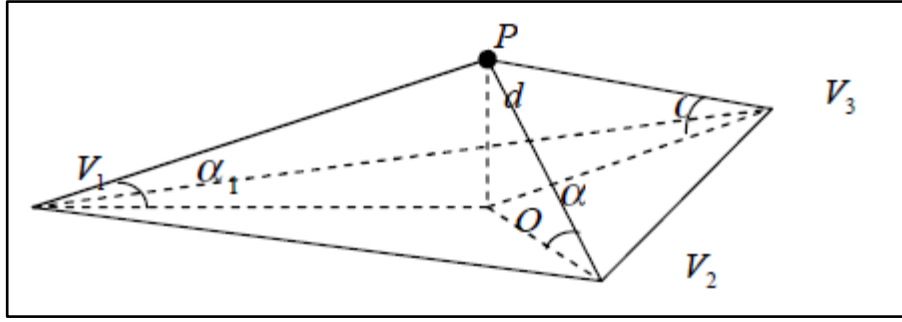


Şekil 18. Enterpolasyona dayalı yöntem şematik gösterimi (Kraus ve Pfeifer, 2001)

4.2. Düzensiz Üçgen Ağ (DÜA) Dayalı Yöntemler

Afsharnia vd. (2015) Düzensiz Üçgen Ağ (DÜA) dayalı yöntemlerden biri olarak LiDAR noktalarından Delaunay üçgenleme yaptıktan sonra, bu üçgenlerin eğimini kullanıp noktaların yerüstüne ait olup olmadığını karar vermişlerdir. Çalışma sonucunda %75 oranında doğruluk elde etmişlerdir. DÜA'ya dayalı bir diğer popüler filtreleme metodunda ise Axelson vd. (2000) SYM oluşturmak için LiDAR noktalarını filtrelemiştir. Önce bir DÜA oluşturulur ve yinelemeli olarak nokta ekleme ve DÜA oluşturma ile noktalar kıyaslanmıştır. Her iterasyonda DÜA'ya eklenen noktalar belirli bir eşiğin altındaki noktalardır. Noktanın DÜA'ya eklenmesinde yükseklik eşiği ve mesafe olmak üzere iki kriter vardır. Her üçgenleme sonunda bu eşikler yeniden hesaplanmaktadır. Bir diğer DÜA'ya dayalı filtreleme yöntemi ise Belhouche ve Buckles (2011) tarafından yapılmış olup, bu yöntem iteratif olarak yer ve yerüstü noktalar arasında bağı DÜA oluşturturken lokal eğime bakarak elemesiyle gerçekleştirmektedir.

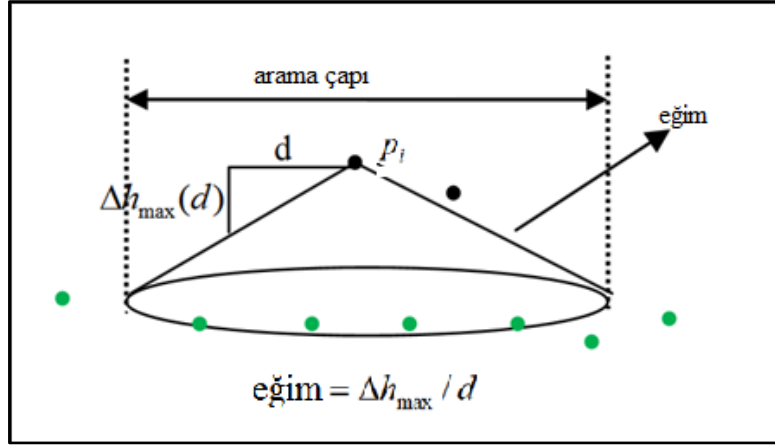
Son olarak, Sui vd. (2017) DÜA'ya dayalı LiDAR noktalarını filtrelenmesini çalışmışlardır. Şekil 19'da görüleceği üzere V_1 , V_2 ve V_3 yer noktalarını alarak P noktasına olan uzaklık ve açıları hesaplamışlardır. Eğer uzaklık ve açıları önceden tanımlanan eşik değerden küçükse P noktası da yer noktası olarak etiketlenmiştir. Bu yöntem tüm noktalara uygulanarak LiDAR verisi filtrelenmesi sağlanmıştır.



Şekil 19. DÜA dayalı yöntem için şematik gösterim (Sui vd., 2017)

4.3. Eğime Dayalı Yöntemler

Eğime dayalı filtreleme algoritmasında başlığından da anlaşılacağı üzere genelde iki nokta arasındaki eğimlere bakılmış ve belirli bir kriterin altında ya da üstünde olanlar yer veya yerüstü noktaları olarak sınıflandırılmıştır. Bu yöntemi kullanan araştırmacılardan biri Sithole ve Vosselman (2004), basit olarak ifade edilmek gerekirse iki nokta arasındaki eğimi ölçüp belirli eşiğin üstünde ise yer üstü noktası olarak işaretlemiştir. Yine benzer şekilde Vosselman, (2000) bir LiDAR noktası ile bu noktaya yakın komşu olan noktalar arasındaki eğime göre filtreleme yapmıştır. Shan ve Sampath, (2010)'de kent alanlarında LiDAR noktalarının uçuş yönünde ve uçuş yönünden ters olacak şekilde ileri ve geri olarak noktalar arası eğimine bakmış ve önceden belirlenen yükseklik ve eğim kriterlerine bakarak filtreleme çalışması yapmışlardır. Son olarak Meng vd., (2009) Multi-Directional Ground Filtering (MGF) (Çok Yönlü Yer Filtreleme) algoritmasında hem eğim hem de yükseklik farklarını hesaplayarak LiDAR ve fotoğrafları bir arada kullanarak çalışmıştır. Wang ve Tseng (2010) eğime dayalı LiDAR veri filtrelemesinde belirli bir koni arama alanında bir noktadan (P_i) daha aşağıda olan noktalara eğim ve uzaklık değerlerini hesaplamıştır. Bu değerler, önceden belirlenen eşik değerin altında ise (P_i) noktasını yerüstü noktası olarak etiketlemişlerdir (Şekil 20).



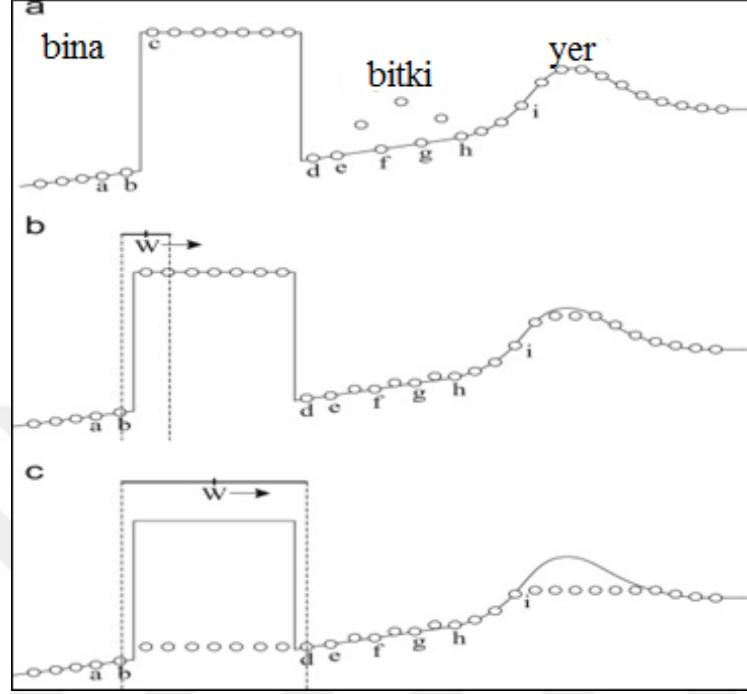
Şekil 20. Eğime dayalı filtreleme algoritmasına örnek şematik gösterim (Wang ve Tseng, 2010)

4.4. Morfolojiye Dayalı Yöntemler

Morfolojik filtrelemede amaç objeleri gri skalada tanımlayıp sınıflandırmaktır. Gri tonlardaki farklılıklara göre sınıflandırma bir başka ifadeyle yükseklikteki farklara göre oluşturulur. Zhang vd. (2003) LiDAR noktalarına gürültü filtrelemesi yaptıktan sonra 1 m'lik bölümlerle nokta bulutunu grid hücrelerine çevirmiş, daha sonra yükseklik farklılıklarına göre SYM oluşturmuştur. Benzer bir şekilde Chen vd., (2007) morfolojik filtreleme ile kenar piksellerin kademeli veya ani değişip değişmediğine göre filtreleme yapmıştır. Eğer değişiklikler kademeli ise yer, değilse yer üstü nokta olarak sınıflandırılmıştır. Kilian, (1996) farklı pencerelerle en düşük yükseklikteki noktayı belirler ve bantlar içindeki en düşük noktalar yer noktası olarak tayin edilir. Pencere pencere tüm veriler lokal düzeyde en düşük nokta belirlenerek yer ve yer üstü noktaları olarak sınıflandırılır. Li vd., 2017 matematiksel morfolojinin jeodezik transformasyonlarına dayalı filtreleme yapmışlardır. Yazarlara göre morfolojik filtrelemede en önemli etkilerden biri, pencere seçimi olup, bununla başa çıkmak için bu çalışmada matematiksel morfolojinin jeodezik dönüşümlerine dayalı LiDAR filtreleme yöntemi önerilmiştir. Jeodezik dönüşümlerin avantajı filtreleme için pencere seçmekten kaçınmaktır. Bu algoritma, çeşitli pencere boyutları seçiminden kaçınarak, sadece temel pencere benimsemiştir.

Şekil 21'de morfolojiye dayalı filtreleme yöntemine ilişkin şekilsel açıklama gösterilmiştir. Şekil 21a' da LiDAR nokta verisinin profilden görünüşü gösterilmiştir. Şekil 21b'de ise küçük bir pencere aralığı ile morfoloji taraması başlamış, Şekil 21c'de ise bu

pencere aralığı genişletilmiştir. Bu pencereler ile morfolojiler belirlenmiş ve yer ve yerüstü noktaları ayrımı bu morfolojilere göre yapılmıştır (Li vd., 2003).



Şekil 21. Morfolojiye dayalı yöntem şematik örnek gösterimi (Li vd., 2003)

4.5. Kümelemeye Dayalı Yöntemler

Kümelemeye dayalı filtreleme yöntemlerinde, LiDAR nokta bulutu öncelikli olarak bina, yer, ağaç. vb. kümlere ayrılır ve bu kümeleme sonuçlarına göre yer ve yerüstün ait noktalar ayrıştırılır. Örneğin, Filin ve Pfeifer (2006) kümelemeye dayalı olarak Lazer tarama verilerini özellik uzayında kümeleyerek filtrelemişlerdir. Burada, geometrik özellikler kullanılarak objeleri belirlemişlerdir. Eğim ve yükseklik gibi bilgileri kullanarak komşuluk analizleriyle homojen alanları belirlemişlerdir. Farklı özelliğe sahip kümelenen veride yer ve yerüstü noktaları ayırmışlardır. Binalar ve yer yüzeyi düzlemsel özellikleri benzer olması nedeniyle zemin ve düz çatıyı birbirinden ayırmak için eğimi kullanmışlardır. Bu şekilde yer yüzeyini bütün veriden ayırabilmişlerdir. Tovari ve Pfeifer, (2005) kümelemeye ve geometrik kriterleri kullanan iki metodu birleştirerek yer ve yerüstüne ait olan noktaları filtrelemişlerdir. Birinci metotta, direkt geometrik kriterler kullanılarak noktanın yere ait olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. İkinci metotta ise veri bir çekirdek noktadan

başlayarak bölgesel büyüme metodu ile otomatik olarak kümelenmiştir ve daha sonra sınıflandırılmıştır. Bu iki yöntemi bir arada kullanılmasıyla birlikte bu çalışmada yer noktaları filtrelenmiştir. Zhang vd., (2015) ağaçlı bölgelerde, LiDAR verisi ve hiperspektral fotoğrafı birleştirip ağaçları kümeleyerek yer ve yerüstü noktaları LiDAR verisinden filtreleyerek ayırt etmişlerdir.



5. LİDAR VERİSİNDEN DÜZLEMSEL GEOMETRİK ÖZELLİK ÇIKARMA YÖNTEMLERİ

LiDAR verisinden düzlemsel geometrik çıkarma işlemleri için literatür özetinde belirtildiği gibi birçok yöntem ve çalışma bulunmaktadır. Bu yöntemlerin en popüler olanları RANSAC ve Hough Transformasyonu'dur. Bu alt başlıklarda RANSAC ve Hough Transformasyon algoritmalarına kısaca değinilecektir. RANSAC algoritması ise bu çalışmanın başlıca metodu olduğu için metodoloji kısmında daha ayrıntılı olarak anlatılacaktır.

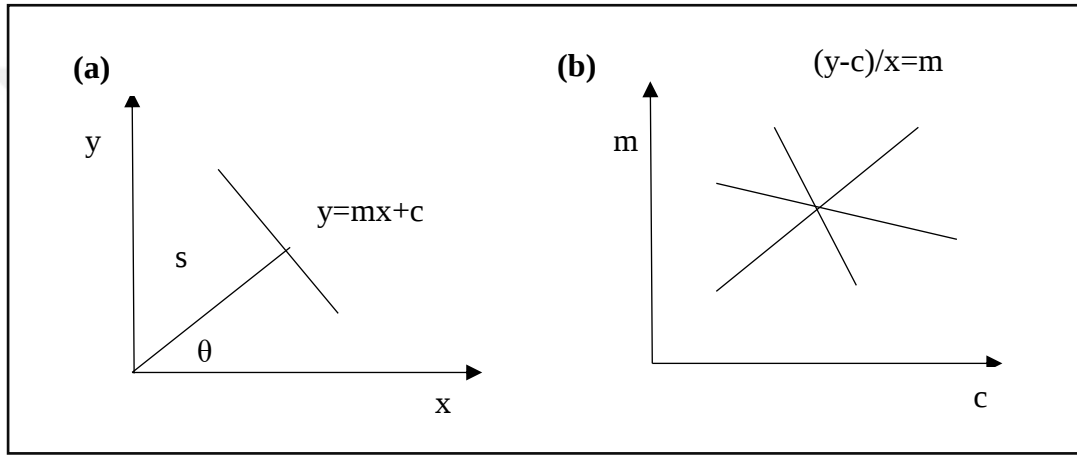
5.1. RANSAC Algoritması

RANSAC algoritması ilk olarak 1981 yılında Fischler ve Bolles tarafından 2B veya 3B veriden geometrik özellik modelleme amaçlı geliştirilmiştir. Günümüzde ise fotogrametride genel olarak basit geometrik şekillerin (düzlem silindir küre vb.) kümelenmesinde kullanılmaktadır. Genellikle, 3B veri üreten son yılların popüler teknolojisi LiDAR ile uygulamalar RANSAC yardımıyla yapılmaktadır. Bu çalışmada da daha önceden değinildiği gibi bina çatı düzlemlerini tanımlama ve veriden çıkarmak için RANSAC algoritması kullanılmıştır. Fakat sonuçlarda çıkan aykırı noktaları temizlemek için RANSAC metodu iyileştirmesi yapılmış ve yeni bir algoritma geliştirilmiştir. RANSAC genel olarak geometrik modeli tanımlayacak kadar nokta seçimi ile çalışmaya başlar ve iteratif olarak noktaların bu modele uyup uymadığını o geometrik özelliğin geometrik tanımından matematiksel olarak yararlanarak yapmaktadır.

Bu çalışmada RANSAC algoritmasında düzlemsel özellikler düzlem modeli ve parametrelerin tanımlanmasıyla akışı başlamakta ve iteratif olarak diğer noktaları da bu matematik modele sokarak düzleme girip girmediğini kontrol etmektedir. İteratif olarak tekrar eden model sonunda en çok noktaya sahip ve en iyi model, genel veriden çıkartılarak düzlem olarak kaydedilir. Bu, tek RANSAC algoritması için bir modeldir. Çoklu RANSAC algoritmasında ise bulunan geometrik özellik tüm veriden çıkarılır ve RANSAC tekrar koşturulup bu işlem kullanıcı tarafından belirlenen en az nokta sayısı kalana kadar devam ettirilir.

5.2. Hough Transformasyonu Yöntemi

Bu yöntem birçok farklı geometrik özelliklerin çıkarılması için üretilmiş olsa da genel olarak düzlemsel parametrelerin 3B veriden çıkarılması çalışmalarında sıkça kullanılmıştır. Daha spesifik olarak 3B Hough Transformasyon yönteminden bahsedilirse, bu yöntem parametre alanında (uzayında) aynı parametrelerin yakalanması üzerine kurulu bir algoritmadır. Örneğin, 2B çizgisel özellikler $y=mx+c$ ile ifade edilsin. Parametre uzay sisteminde bu eşitlik $m=(y-c)/x$ ile aynıdır. Her bir nokta çizgi üzerinde parametrik uzayda kendi noktasını ifade etmektedir (Overby vd., 2004) (Şekil 22).

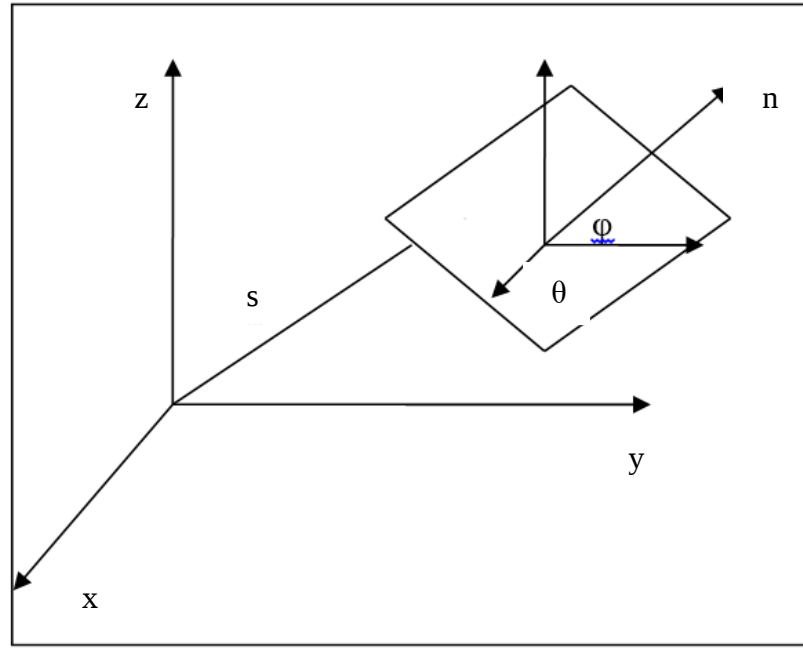


Şekil 22. 2B Kartezyen uzayı (a) ile 3B uzay arasındaki fark (b)

Çizgilerin kesişimleri parametre uzayında bir çizgiyi temsil eder. Ancak, dikey çizgiler için, $y = mx+c$ denklemi çalışmaz. Bu nedenle, doğrunun normal temsili (13) 2B Hough dönüşümünde kullanılır.

$$\cos\theta.x + \sin\theta.y = s \quad (13)$$

Bir düzlemin 3B gösterimi için, 2B model 3B modele olarak tanımlanabilir. Örneğin düzlem eşitliği, $ax+by+cz+d=0$ 'dır. Ancak, z katsayısı sıfır olduğunda, parametre uzayında gösterilemez (Tasha-Kurdi vd., 2007). Bu nedenle, bir düzlemin normal temsili, (14) eşitliğindeki gibi 3B Hough dönüşümünde kullanılır (Şekil 23).



Şekil 23. Bir düzlemin normal gösterimi

$$s(\theta, \varphi) = \cos\varphi \cdot \cos\theta \cdot x + \cos\varphi \cdot \sin\theta \cdot y + \sin\varphi \cdot z \quad (14)$$

3B Hough dönüşümü için pseduo (sözde) kodlar aşağıdaki gibidir:

Algoritma 1- 3B Hough Transformasyonu

- 1) Nokta bulutunun minimum, maksimum koordinatlarını kullanarak minimum ve maksimum mesafeyi bul
- 2) Aralık kullanarak örnekle, θ , φ , s
- 3) Nokta bulutundaki her nokta için
 - Her biri için θ
 - Her biri için φ
 - mesafeyi hesapla, s
 - $s(\theta, \varphi) = \cos\varphi \cdot \cos\theta + \cos\varphi \cdot \sin\theta + \sin\varphi$
 - $s > 0$ ise s dizisinin numarasını bul
 - $\text{Toplam}(\theta, \varphi, s) = \text{Toplm}(\theta, \varphi, s) + 1$;
- 4) bitir

Parametre uzayındaki düzlemleri bulmak için, yerel maksimum değerler, akümülatör 3B matrisinde bulunur.

6. METODOLOJİ

6.1. Yer ve Yerüstü Nokta Verilerinin Sınıflandırılması

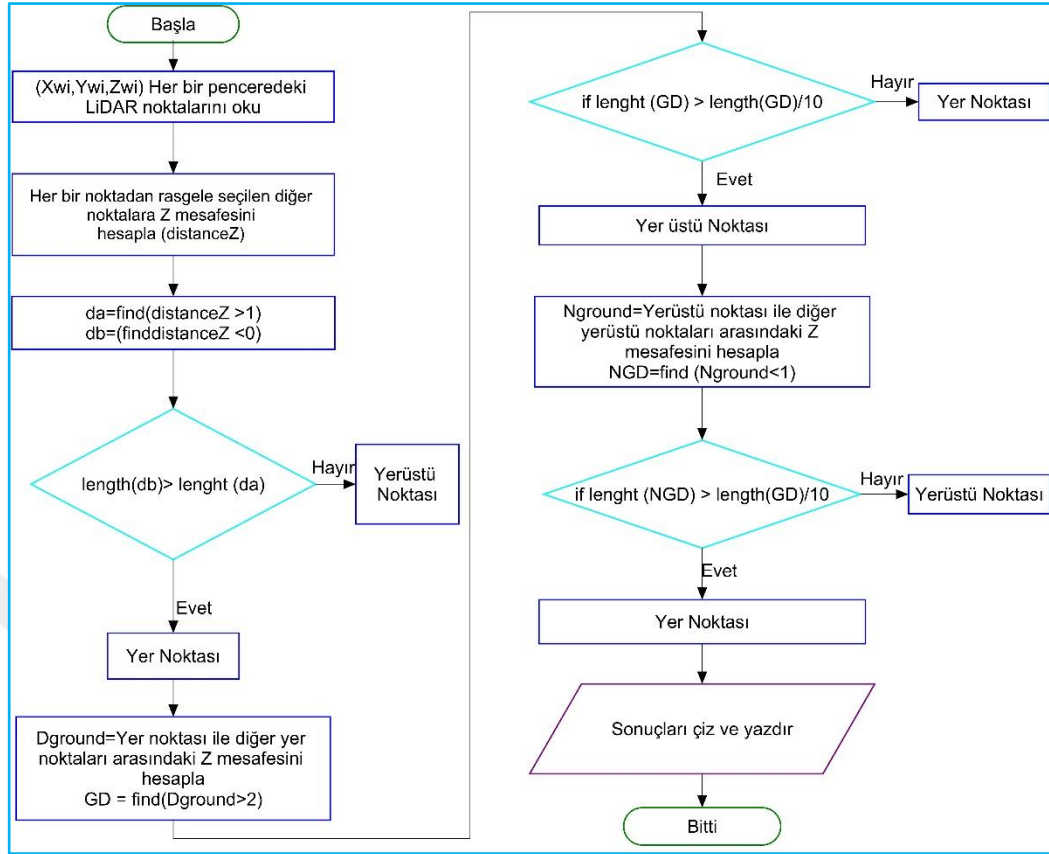
Bu tez çalışmasında, yüksekliğe dayalı yer ve yerüstü olan noktaların ayrımını kentsel alanlarda LiDAR verisinden yapan bir filtreleme algoritması önerilmiş ve geliştirilmiştir. Algoritma öncelikle büyük alanlara sahip LiDAR verisini küçük alanlara yani pencerelere bölerek işleme başlar. Bu bölme işlemini XY planimetrik düzlemine göre yapmaktadır. Her bir penceredeki her bir nokta ile rasgele seçilen belirli sayıdaki noktaların yükseklikleri karşılaştırılır. Sonuçta ortaya çıkan noktadan yüksek ve düşük noktaların sayısına göre o nokta yer veya yer üstüne ait nokta olarak tayin edilir. Algoritma genel olarak yer noktalarının kendinden daha düşük seviyede nokta olmama prensibini temel alarak geliştirilmiştir. Bu algoritmanın en olumlu yönü, herhangi bir ön koşullu parametre gerekmesizin otomatik olarak çalışmasıdır. Algoritma basit ve etkili olup yalnızca kent alanlarına özgü çalışmaktadır. Bu algoritma öncelikle 3 değişik büyük alanda bina, bitki alanları ve değişik nokta yoğunluğuna sahip verilerde test edilmiş daha sonra bu tez çalışmasında kullanılan spesifik bina verilerinin alanları için çalıştırılmıştır. Geliştirilen filtreleme algoritmasının sonuçları, veri sahibinin sağladığı sınıflandırma sonuçları (*LAStools* ve *TerraScan* LiDAR işleme hazır programları) ile karşılaştırılmıştır. Ayrıca, bahsedilen 3 büyük alana ait veri Cloth Simulation Filtering (CSF) (Zhang vd., 2016) algoritması ile de test edilmiş ve bu algoritmanın sonuçları, tezde geliştirilen algoritma sonuçları ile kıyaslanmıştır. Sonuç olarak, geliştirilen algoritmanın doğru sonuç verdiği sonucuna varılmıştır. İlerleyen paragraflarda geliştirilen algoritma ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

Öncelikle belirtmek gerekir ki yer ve yerüstü LiDAR noktalarını sınıflandırmak üzere geliştirilen algoritma sadece kent alanlarına yönelik olarak kullanılmıştır. Kent alanları bilindiği üzere yoğun bir şekilde bina, araba, ağaçlar gibi yerüstü objeleri içermektedir. Bu alanlarda hem yer yüzeyinden hem de yer üstü objelere ait noktalardan dönen LiDAR verisi mevcuttur. Bu durumdan hareketle, yer yüzeyinin yerüstü noktalarına göre her zaman daha düşük yüksekliğe sahip olması göz önünde bulundurularak bu algoritma geliştirilmiştir.

Geliştirilen algoritma öncelikle büyük alana sahip LiDAR verilerinde, $m \times m$ metre boyutunda kare n tane pencerelerin oluşturulmasıyla başlamaktadır. Bu çalışmada,

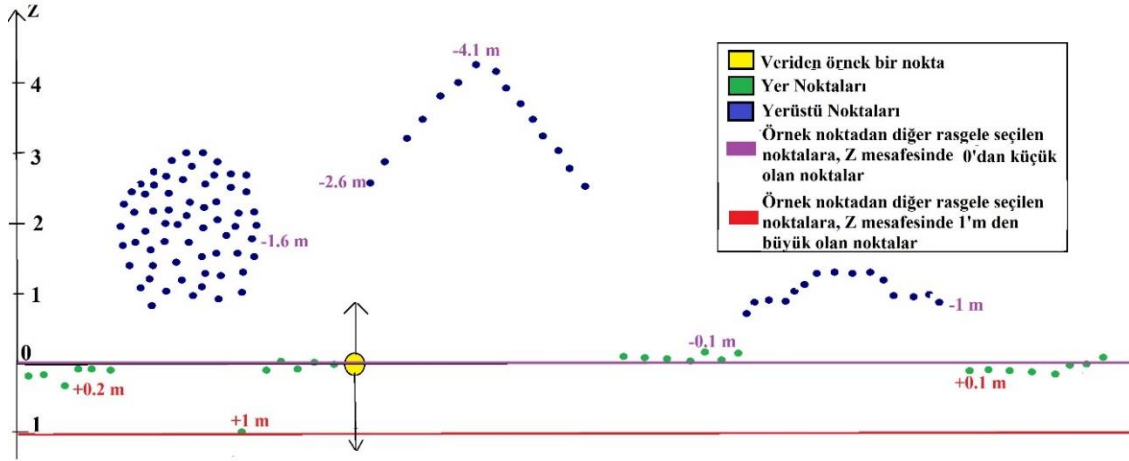
algoritmayı otomatik hale getirmek için boyut 30 m olarak seçilmiştir. Boyutun 30 m seçilmesindeki ana amaç, kent alanlarında 30×30 m (XY planimetrik düzleminde) boyutlarında, 900 m^2 içinde genellikle yeterli yer ve yerüstü noktasının bulunma ihtimalinin varlığıdır. Eğer bu pencere alanında yer üstüne ait nokta (araba, ağaç, bina vb.) yoksa, algoritma pencereyi otomatik olarak yer noktası olarak tayin eder, bu işlemin arkasında o penceredeki noktalarda fazla değişim olmaması durumu vardır. Özetle, bu algoritma ilk aşamada 30×30 m'lik n tane pencereler oluşturur ve bu penceredeki noktaları aşağıda anlatılan kısıtlara göre tayin eder.

Geliştirilen filtreleme algoritması genel olarak tek bir ana şart üzerine kurulmuştur. Bu ana şart, tanımlanan 30×30 m'lik pencerelerdeki yere ait olmayan yer üstü noktalarının, yer noktalarına göre daha fazla yüksekliğe sahip olmasıdır. Yükseklik farklarını hesaplamak için öncelikle, her bir nokta için, noktanın yüksekliği rasgele seçilen diğer noktaların yüksekliği (Z yönünde yükseklik) ile kıyaslanır. Her bir noktanın Z (*yükseklik*) değeri, diğer rasgele seçilen noktaların *yükseklik* değeri ile mesafe hesabı üzerinden yapılır (Şekil 24). Her bir noktanın kıyaslanacağı diğer noktalar yakın komşuluk noktaları seçilmesi yerine pencere içinden her yerden olabilecek şekilde rasgele seçilmesi gerekir. Çünkü, eğer noktanın sınıflandırma tayini yapılırken, sadece yakın komşulukları alınırsa aynı sınıftan (yer veya yerüstü noktalar) olma ve hatalı sonuç alınması ihtimali oldukça yüksek olacaktır. Algoritma her bir nokta için hesaplanan Z yönündeki mesafe değerlerini, 1 metreden büyük ve 0'dan küçük olanlar olarak saymıştır. Başka bir ifadeyle, toplam pozitif ve negatif yükseklikler her bir nokta için sayılmıştır denilebilir. 0 yerine 1 metreden fazla olan yükseklik farklarının sayılmasının nedeni, LiDAR noktalarının veri toplanırken Z yönünde 10 cm'den 1 metreye kadar standart sapma gösterme olasılığıdır. Özetlemek gerekirse, algoritma çok basit ama etkili bir mantık üzerine kuruludur. Eğer her bir nokta için diğer noktalarla kıyaslandığında, toplam pozitif mesafeler, toplam negatif mesafelerden fazla ise o nokta yer üstüne ait nokta olarak sınıflandırılır. Çünkü yer üstüne ait olan noktalar her zaman yere ait noktalardan daha yüksekte bulunur. Geliştirilen algoritmanın akış diyagramı/şeması Şekil 24' de sunulmaktadır. Geliştirilen yer ve yerüstü nokta ayrımı algoritması MATLAB programında kodlanmıştır.



Şekil 24. Yer ve yerüstü LiDAR noktalarını sınıflandırma amaçlı geliştirilen algoritma akış şeması

Daha açıklayıcı olabilmek adına geliştirilen algoritmanın çalışma prensibi Şekil 25’de görsel olarak sunulmuştur. Şekildeki sarı nokta, seçilen bir örnek noktayı göstermektedir. Mavi noktalar ise yer üstüne ait LiDAR noktalarını ifade etmektedir. Son olarak yere ait noktalar ise yeşille gösterilmiştir. Örnek seçilen sarı nokta için, rasgele seçilen noktalarla, 0’dan daha yüksek mesafeler ile 1 metreden daha az mesafeler hesaplanmıştır. Şekilde görüleceği gibi 1 metreden daha yüksek mesafeler, negatif mesafelere göre daha azdır. Buna göre, örnek seçilen sarı nokta yere ait nokta olarak tayin edilir.



Şekil 25. Yer ve yerüstü noktaları ayırmak üzere geliştirilen algoritmanın şematik gösterimi

Geliştirilen yer ve yerüstü nokta ayırma algoritması, noktaları ayırdıktan sonra bu algoritma kendi içinde bir kalite kontrolü yapar. Bu kontrolde öncelikle yer noktası olarak etiketlenen her bir noktadan diğer yer noktalarına Z yönünde mesafe hesaplanır. Eğer bu mesafeler 2 metreden fazla ise bu noktalar sayılır. Sayım sonucunda sayaç çok fazla ise o noktanın yerüstü noktası olduğuna karar verilir ve yerüstü noktası olarak değiştirilir. Daha sonra aynı işlem yerüstü noktaları için yapılır. Her bir yerüstü noktası olarak etiketlenen noktadan diğer yerüstü noktalarına yine Z mesafesinde uzaklık hesaplanır. Eğer hesaplanan değerler 1 metreden az ise bu noktalar sayılır ve eğer bu noktalar çok ise kalite kontrolü yapılan ilgili nokta yer noktası olarak değiştirilir.

Geliştiren yer ve yerüstü nokta ayırma algoritması sonucu elde edilen değerlerin kalite kontrol aşamasında ise farklı yöntemlerle karşılaştırılma yapılmıştır. Bir sonraki başlıkta kalite kontrol yöntemi ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

6.2. Yer ve Yerüstü Verilerin Sınıflandırılmasında Kalite Kontrolü

Önceki bölümde bahsedildiği üzere algoritma ile sınıflandırılan noktalar kendi içinde tekrar kontrol edilmiştir. Özetle, her bir sınıf arasında Z mesafesinde düşey yönde uzaklık fazla ise, o noktanın hatalı etiketlendiği düşünülüp, diğer sınıfa aktarılmıştır. Bu işlem ile geliştirilen yer ve yerüstü nokta ayırma algoritması sonuçları elde etmiştir ve algoritmanın güvenilirliğini test etmek için elde edilen sonuçlar başka filtreleme yöntemi ile karşılaştırılacaktır.

Kalite kontrolü genel olarak görsel ve sayısal bir başka ifadeyle nicel ve nitel olmak üzere iki şekilde yapılabilir. Nitel kalite kontrol yöntemi için basitçe sonuçlar çizdirilir ve irdelenir. Daha sonra diğer referans alınan yer ve yerüstü noktalarla görsel olarak kıyaslanır. Nicel kalite kontrol yöntemi için ise geliştirilen algoritma sonucu elde edilen noktalar ile referans noktalar karşılaştırılır. Burada referans noktalar *LAStools* ve *TerraScan* LiDAR ticari yazılımları ile yapıldığı bilinmektedir. Özetle, *LAStools* temel olarak Adaptive Triangulated Irregular Network (ATIN) algoritması kullanarak (Axelsson, 2000) yer ve yerüstü noktalarını filtrelemektedir. Burada bir arama penceresi oluşturulur ve aç kriteri kullanılarak yer noktaları sınıflandırılır. Bu referans algoritmaları dışında veriler CSF algoritması kullanılarak filtrelenmiştir ve geliştirilen algoritma sonuçları ile kıyaslanmıştır.

Elde edilen sonuçlar ile referans *Lastools/TerraScan* ve *CSF* algoritmaları ile elde edilen sonuçlar kıyaslandığında, geliştirilen yer ve yerüstü nokta ayırma algoritması güvenilir sonuçlar verdiği ortaya çıkmıştır. Bu sonuçlar tezin bulgular ve irdellemeler kısmında detaylı olarak incelenmiştir.

Nicel kalite kontrol yöntemi basitçe her bir noktanın sınıf değerlerinin etiketlerinin kıyaslanmasıyla gerçekleştirilmiştir. Yer üstü noktaları 0, yer noktaları ise 1 ile etiketlenmiştir. Daha sonra noktaların büyükten küçüğe sıralanması ve satır satır her bir nokta tek tek kıyaslanması ile nicel kalite kontrolü yapılmıştır. Son olarak etiketlenen noktaların örtüşüp örtüşmediğine göre hata matrisi, genel ve üretici doğrulukları hesaplanmıştır.

6.3. RANSAC Algoritması ile Bina Çatı Düzlemlerinin Çıkarılması

Metodoloji kısmının ikinci ve en önemli kısımlarından biri düzlem özelliklerin RANSAC algoritması kullanılarak çıkarılmasıdır. Bu algoritma Fischler ve Bolles, (1981) tarafından geliştirilmiş olup, veri setlerinde sağlıklı parametre kestirimi için kullanılmaktadır. Genellikle fotogrametri, bilgisayar görüşü ve örüntü yakalama yöntem ve uygulamalarında kullanılmasına rağmen, LiDAR veri setlerinde objelerin kümelenmesi ve geometrik olarak sınıflara ayrılması işlemlerinde de sıklıkla kullanılabilir.

Daha öncede kısaca anlatıldığı gibi RANSAC temel olarak, düzlem denklemini geometrik özellik modeli olarak kullanmak suretiyle düzlemleri yakalar. RANSAC algoritmasını kullanarak geometrik özellik çıkarmada, RANSAC baz girdi parametrelerine ihtiyaç duymaktadır (Tarsha-Kurdi vd., 2007). Bunlar; 1) veri: genelde 3B nokta verisi,

spesifik olarak bu tez çalışmasında ise LiDAR verisi, 2) *Model*: model parametreleri tahmin etmek için gereklidir (örneğin düzlem, küre vb), 3) *n*: modeli tanımlamak için gerekli olan nokta sayısı, 4) *t*: modele uyacak noktalara ulaşmak için gerekli eşik değer (threshold), 5) *d*: asgari konsensüs eşiği, bir başka deyişle en az kaç noktaya ulaşıncaya düzlem çıkarılsın değeridir.

RANSAC algoritması, öncelikle ilgili modeli (bu çalışma için düzlem) tanımlamak için en az gerekli olan rasgele nokta seçimi ile başlar. Bu rasgele seçilen noktalar ile model denkleminin parametreleri hesaplanır. Daha sonra model parametreleri bütün noktalara uygulanır ki burada amaç noktanın modele uyup uymadığını kontrol etmektir. Eğer modeli en iyi tanımlayan yeterli sayıda nokta bulunursa, model parametreleri ve hata oranı hesaplanır. Buradaki hedef en iyi modelin bulunup bulunmadığını belirlemektir. RANSAC algoritması ile en iyi modeli bulununcaya kadar iteratif olarak işleme devam edilir.

Bu çalışmada amaç bina çatı düzlemlerini çıkarma olduğu için ilgili model düzlemdir. Düzlem denklemi ise en az 3 nokta ile tanımlanır. Bir başka deyişle düzlem parametrelerini çözmek için en az 3 adet 3B noktaya ihtiyaç vardır. Düzlem denklemi ve parametreleri aşağıda (15) eşitliğinde gösterilmiştir. Bu eşitlikte *a*, *b*, *c*, ve *d* düzlem denkleminin parametrelerini, *x*, *y* ve *z* değerleri ise herhangi bir 3B noktanın koordinatlarını temsil etmektedir. RANSAC algoritması “*k*” sembolü ile gösterilen maksimum iterasyon sayısını ise Eşitlik 16 ile belirlemektedir. Bu eşitlikte *k* iterasyon sayısını, *p* örnekleme olasılığını (genelde 0.99 alınır), *w* başta rasgele seçilen noktaların iterasyon sonunda çıkan o modele ait olup olmama olasılığını ve son olarak *n* ise örnek modelin boyutunu ifade etmektedir.

$$ax + by + cz + d = 0 \quad (15)$$

$$k = \frac{\log(1-p)}{\log(1-w^n)} \quad (16)$$

Genel algoritma aşağıdaki gibi özetlenebilir (Tarsha-Kurdi vd., 2007):

Girdiler:

- veri – görüntü üzerinde ölçülen noktalar olabileceği gibi LiDAR veri seti de olabilir,
- model – parametre kestirimi yapılacak model, örneğin doğru, düzlem, küre gibi,
- *n* – parametre kestirimi yapabilmek için gerekli minimum nokta sayısı,

- k – maksimum iterasyon sayısı,
- t – verideki bir noktanın modele uyması için gerekli eşik değeri,
- d – modelden kestirilen parametrelerin iyi kestirilmiş sayılabilmesi için gerekli olan nokta sayısıdır.

Çıktılar:

- bestfit – model parameterleridir.

RANSAC algoritması pseudo kodları aşağıda sunulmuştur.

Algoritma-2 RANSAC pseudo kodları:

```

1: iterasyon= 0; en_iyi_model=null ; en_iyi_hata= Double.Max
2: while iterasyon < k
3: veri setinden n adet rastgele nokta seç
4: seçilen noktalardan model parametrelerini hesapla
5: veri setindeki rastgele seçilen noktalar hariç diğer her bir nokta için
6: noktanın modele olan hata oranını hesapla ve t ile karşılaştır
7: eğer t den küçük ise noktayı modele ekle
8: eğer modeldeki nokta sayısı d den büyükse
9: en_iyi_model adayı bulundu
10: modelin hatasını hesapla
11: eğer modelin hatası en_iyi_hatadan küçükse
12: en_iyi_model bulundu
13: en_iyi_hata bulundu
14: iterasyon sayısı arttır ve 2. satıra dön
15: en_iyi_model bulunana kadar iterasyon devam etsin

```

Algoritmada, 3. satırda model için minimum sayıda nokta rastgele seçilmekte, 4. satırda bu noktalar için modeli ifade eden parametreler hesaplanmakta, 5-7. satırlarda tüm noktalar ile model arasında karşılaştırma yapılarak modele uygun noktalar bulunmakta, 8. satırda uygun bulunan nokta sayısı ile modelin iyi bir model sayılması için gerekli olan nokta sayısı ile karşılaştırılmakta, 11-13. satırlarda modelin parametreleri ve hata oranı hesaplanıp şu ana kadar kestirilen en iyi model olup olmadığı kontrol edilmektedir. Algoritma girilen iterasyon sayısı kadar tekrarlanır ve her seferinde rastgele noktalar seçerek tüm işlemleri 3. satırdan itibaren tekrardan gerçekleştirir. Çıktı ürün olarak ise, eğer bulunduysa, en iyi modele ait noktalar algoritma tarafından bulunmuş sayılmaktadır.

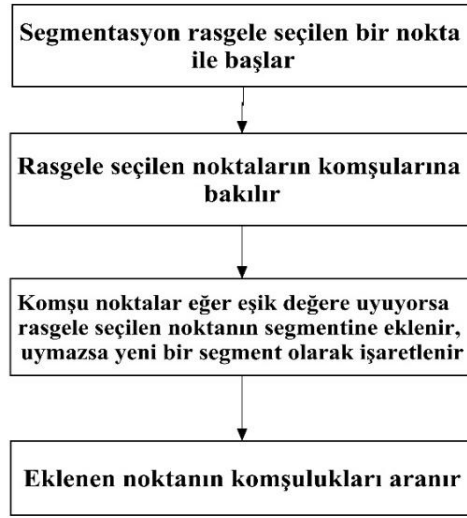
RANSAC algoritması genel bir algoritma olup, LiDAR nokta bulutu içerisinde modellenen herhangi bir objeyi çıkarabilme özelliği mevcuttur. Diğer taraftan, LiDAR nokta bulutu verisinde genellikle düzlemlerin çıkarılması için kullanılmaktadır. Özellikle

bina çatı düzlemlerinin yakalanması çalışmalarında RANSAC algoritması popüler algoritmalarından biridir.

6.4. I-RANSAC Algoritması ile Bina Çatı Düzlemi Çıkarımı

Metodoloji, daha öncede bahsedildiği üzere 3 ana başlıktan oluşmaktadır. İlk bölümde veriler yer ve yerüstü noktalar olarak sınıflandırılmıştır. Buradaki amaç bir sonraki bölümde düzlem yakalama işlemi kısmında yer yüzey düzlemini veriye dâhil etmemektir. İkinci bölümde ise RANSAC algoritması kullanılarak bina çatı düzlemi çıkarılmasından bahsedilmiştir. Metodoloji kısmının son ve en önemli aşaması ise RANSAC algoritmasının iyileştirilmesi ve böylece çatı çıkarım modelinin geliştirilmesi kısmıdır ve bu alt başlık altında anlatılacaktır.

RANSAC algoritmasını düzlem çıkarma işlemi için geliştirmede bir algoritma önerilmiş (Improved RANSAC, I-RANSAC) ve geliştirilmiştir. I-RANSAC algoritması ile RANSAC düzlem çıkarma işlemi sırasında ortaya çıkan aykırı değerler temizlenerek düzlemlerin düzgün ve doğru bir biçimde çıkarılması sağlanmış olacaktır. Önerilen algoritma RANSAC ile çıkarılan düzlemden bir rasgele nokta seçme ile işleme başlar. İkinci olarak, yakın komşu noktalar ile rasgele seçilen nokta arasında planimetrik ve yükseklik uzaklıkları hesaplanır. Eğer hesaplanan mesafe değerleri aşağıda verilen eşik değerlerden az ise komşu nokta rasgele seçilen nokta ile bir grup (küme) oluşturmaya başlar (Eşitlik 16) . Eğer, hesaplanan mesafeler bu eşik değerine uymazsa, o komşu nokta yeni bir küme olarak etiketlenir. Etiketlenen nokta için yine aynı eşik değere göre komşuluklara bakılır. Bu işlem bölgesel büyüme algoritması (region growing) olarak bilinir. Çünkü algoritma bir nokta ile başlar ve giderek büyür. Bu algoritma çıkarılan düzlemde hiç nokta kalmayıncaya kadar devam eder. Aşağıda algoritmanın temel akışı gösterilmektedir (Şekil 26). I-RANSAC algoritması MATLAB programlama dilinde kodlanmıştır.

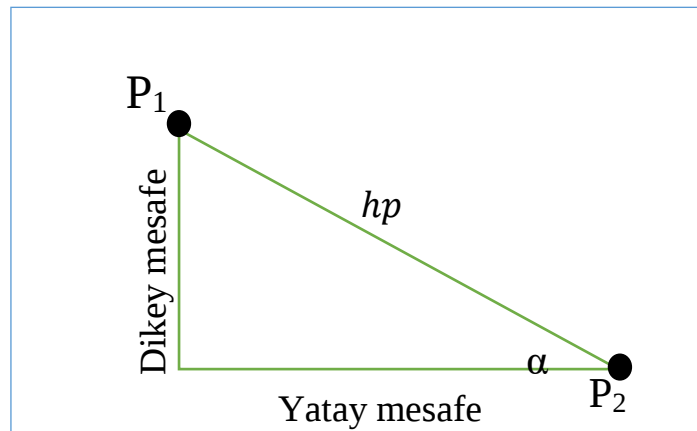


Şekil 26. Çıkarılan düzlem özellikleri için önerilen iyileştirme algoritmasının akış şeması

Önerilen algoritmanın en önemli kısmı noktaların aynı kümeye ait olup olmadığını anlamak için eşik değerlerin belirlenmesidir (17). Eğer noktalar P_1 and P_2 arasındaki planimetrik ve dikey uzaklık, tanımlanan eşik değerden az ise $(P_1$ and $P_2)$ komşudur denilir.

$$((\overline{P_1P_2})_{planimetrik} \leq (1 + vd)d) \text{ AND } ((\overline{P_1P_2})_{düşey} \leq (1 + vd)d \cdot \tan \alpha) \quad (17)$$

Şekil 27' de $(P_1$ and $P_2)$ iki komşu noktadır, bu iki nokta arasında düşey uzaklık noktaların Z mesafesindeki farkı ve planimetrik uzaklık ise noktaların yatay mesafede bir başka ifadeyle, XY koordinatındaki arasındaki farkıdır.

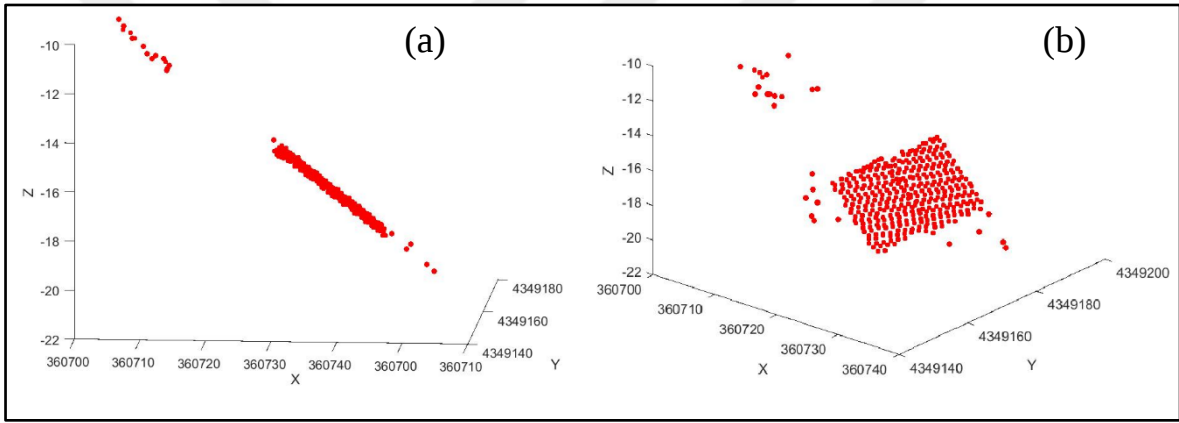


Şekil 27. İki nokta arasındaki dikey ve planimetrik uzaklık ile bu noktaların eğimi

Eşik değer formülünde d ortalama tüm noktalar arasındaki mesafeyi (örneğin $d=50$ cm), vd dikey mesafede iki nokta arası uzaklık eşik değerini, α ise iki nokta arasındaki eğimi göstermektedir. İki doğru arasındaki eğim ise (18) nolu eşitlikle hesaplanır.

$$\tan \alpha = \frac{\text{dikey mesafe}}{\text{yatay mesafe}} = \text{eğim} \quad (18)$$

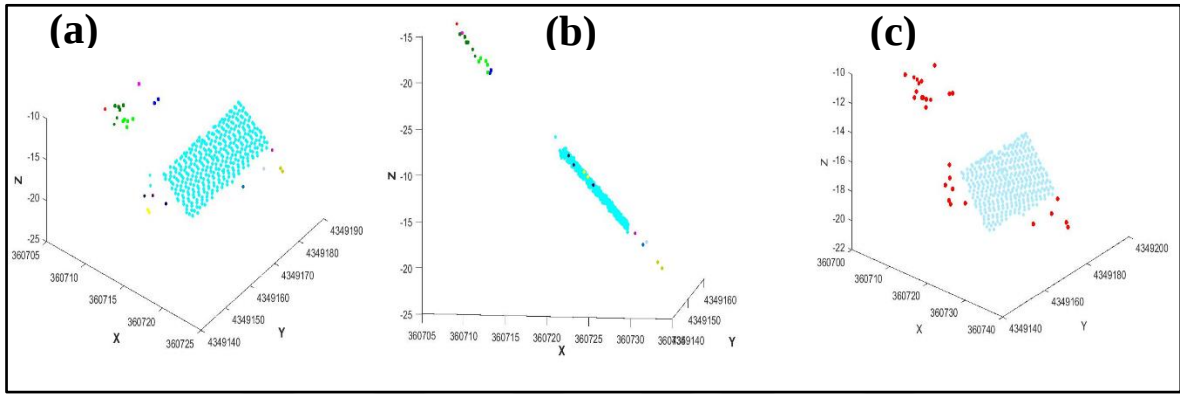
Öngörülen algoritma görsel olarak gösterilmek için aşağıdaki şekilde gösterilmiştir. RANSAC algoritması ile çıkarılan hatalı düzlem noktaları aşağıdaki şekilde açıkça görülmektedir (Şekil 28). Şekil 28a genel görünümü, şekil 28b ise düzlem planimetrisi boyunca görünümü göstermektedir.



Şekil 28. Aykırı değerler ile RANSAC tarafından çıkarılan örnek bir düzlem görüntüsü (a ve b)

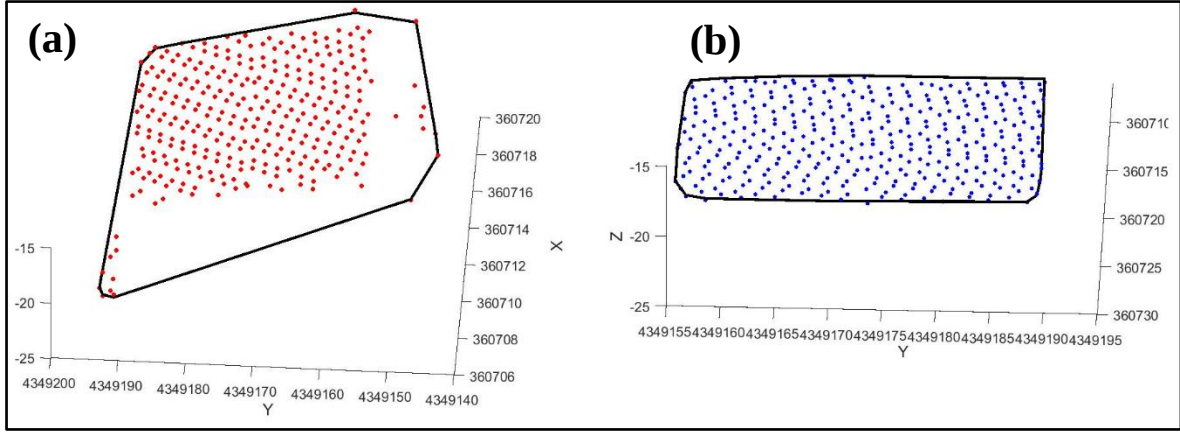
Daha öncede bahsedildiği üzere, RANSAC algoritması düzlemleri veriden çıkarırken, düzlem eşitliğini kullanır. Eğer bir noktanın düzlem normaline olan uzaklığı daha önceden bilinen eşik değerden daha küçükse o nokta düzleme ait noktalar olarak çıkartılmaktadır. Fakat o nokta düzlem uzayında da olsa yani düzlem planimetrisinde bir düzlem sonsuza gitse de, düzlemin bir yerde sınırları bulunmaktadır. Bu çalışma da söz konusu düzleme ait olmayan RANSAC algoritması tarafından çıkarılan noktaları elimine etmek amaçlanmıştır. Önerilen algoritma düzlem çıkarılmış noktalardan bir rasgele nokta seçimi ile başlar ve belirlenen eşığe uyup uymama durumuna göre nokta kümelenmesine başlanır. En sonunda hiç nokta kalmayana kadar bütün noktalar kümelenir yani sınıflandırılır. En fazla noktaya sahip küme ise çıkarılmak istenen düzgün düzlemi göstermektedir. Aşağıdaki şekilde bir örnek üzerinde geliştirilen algoritma (Improved-RANSAC, I-RANSAC) anlatılmıştır (Şekil

29). Buna göre, şekil 29a ve b kümelenmiş noktaları göstermektedir. Görüldüğü gibi düzlem ve diğer farklı renkteki aykırı noktalar RANSAC tarafından hepsi bir düzlem olarak algılanmak suretiyle çıkarılmıştır. Şekil 29c ise düzlem en çok noktası olan kümenin tüm veriden ayrılmasını (mavi noktalar) ve diğer kalan kümelerin ise (kırmızı noktalar) aykırı değer olarak belirlenmesini göstermektedir. Bu şekilde kırmızı noktalar düzleme ait olmayan noktaları temsil etmektedir. Görüldüğü gibi önerilen algoritma düzleme ait olmayan noktaları başarılı bir şekilde çıkarılan düzlemden çıkarabilmektedir.



Şekil 29. I-RANSAC algoritması bir düzleme ait bulunan kümeler büyük mavi küme düzlem diğer farklı renkli küçük kümeler aykırı değerler (a ve b), küçük kümelerin aykırı değer olarak atanması (kırmızı noktalar (c))

I-RANSAC algoritmasının daha iyi görülebilmesi ve RANSAC tarafından çıkarılan düzlemin hatalarını göstermek için aşağıdaki şekilde en uç noktalar kullanılarak noktaların dış sınırları çizdirilmiştir (Şekil 30). Buna göre şekil 30a RANSAC algoritması ile çıkarılan bir düzlem ve hatalı noktalarla birlikte çizilen sınırları gösterirken, şekil 30b ise I-RANSAC algoritmasının çıkardığı düzgün düzlemi göstermektedir.



Şekil 30. a) Örnek bir düzlemin RANSAC noktası ile çizilmiş dış sınırları; b) ve iyileştirilen RANSAC ile çizilmiş sınırları

6.5 I-RANSAC Algoritmasında Kalite Kontrol Yöntemleri

Nitel kalite kontrol yöntemi, klasik RANSAC algoritması sonuçları ve sonrasında I-RANSAC algoritma sonuçlarının görsel olarak karşılaştırılması ve detaylı incelenmesi ile yapılmıştır. Eğer, LiDAR verisinin koordinat sistemi bilgisi bulunabiliyorsa, RANSAC ve I-RANSAC ile elde edilen sonuçlar Google uydu harita ortofotoları üzerine yansıtılmış ve bina çatı sınırları içinde çıkarılan noktaların doğruluğu da ayrıca görsel olarak incelenmiştir. Nicel kalite kontrol yöntemi için ise Precision (Doğruluk), Recall (Hassasiyet) ve F-measure (F-puanı) hesaplanmıştır (Eşitlik 19, 20 ve 21). Bu hesaplamalar, Google uydu ortofotoları üzerinden bina çatı düzlemlerinin sınırlarının manuel olarak sayısallaştırılması ve I-RANSAC algoritması sonuçlarının bu sınır ile karşılaştırılması ile elde edilen sonuçları kullanılarak hesaplanmıştır.

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (19)$$

$$R = Recall (Hassasiyet) = \frac{TP}{TP+FN} \quad (20)$$

$$F - measure (F = puanı) = 2 \frac{P \times R}{P+R} \quad (21)$$

Bu eşitliklerde;

P; Precision (Doğruluk),

R; Recall (Hassasiyet),

F-measure; F-puanı,

TP; Bina sınırları içinde I-RANSAC sonucu çakışan nokta sayısını,

FN; Bina sınırları içerisinde olması gereken ama I-RANSAC algoritması ile çıkarılamayan nokta sayısını,

FP; I-RANSAC algoritması ile çıkarılan ama bina sınırları içinde olmayan hatalı nokta sayısını ifade etmektedir.



7. BULGULAR VE İRDELEME

7.1. Yer ve Yerüstü Ayırım İçin Kullanılan Veriler ve Elde Edilen Sonuçlar

Önceki bölümlerde de belirtildiği gibi LiDAR verisinden bina çatı düzlemlerinin çıkarılmasındaki ilk adım yer noktalarının veriden ayrılmasıdır. Bu sebeple bu tez çalışmasında öncelikli olarak yeni bir yer ve yerüstü noktaların ayrımını yapabilen algoritma geliştirilmiş ve büyük alanlarda uygulanmıştır. Bu amaçla üç farklı büyük alana ait LiDAR verisi ile geliştirilen yer ve yerüstü ayrımını yapan algoritma test edilmiştir. Bu veriler kent alanlarını içeren verilerdir. Birinci veri, LiDAR verisi işleme programı olan *LAStools* (2017) paketiyle gelen Fusa isimli veri setidir (<https://rapidlasso.com/lastools/>). Bu verinin referans yer sınıflandırılması ise *LAStools* program paketi tarafından yapılmış ve kalite kontrol kısmında kullanılmıştır. Bu veri yaklaşık 227000 nokta içermektedir. Toplam alan ise yaklaşık 0.06 km²'dir.

İkinci veri seti yine bir kent alanını içeren İstanbul'a ait olup (Bimtaş Şirketi, İstanbul) bu kısımdan sonra veri İstanbul diye anılacaktır. Verinin toplam alanı yaklaşık 0.37 km²'dir ve toplam nokta sayısı ise yaklaşık 1.8 milyondur. Son ve üçüncü büyük alana sahip veri ise California U.S.'e ait bir veridir (Digital Mapping, Inc. (DMI), USA tarafından elde edilmiştir). Bu veri ise yaklaşık 1 milyon noktaya sahip ve alan olarak en büyük olan veridir ve yaklaşık alanı 5.23 km²'dir. İstanbul ve California verilerinin referans olarak yer ve yerüstü sınıflandırılması ise *TerraScan* adlı ticari LiDAR toplama ve işleme programı tarafından yapılmıştır. Verilerin ayrıntılı bilgileri ise Tablo 4'de sunulmuştur.

Tablo 4'te görüleceği gibi California verisi en büyük alana sahip veridir fakat nokta yoğunluğu en az olan veridir. Diğer yandan İstanbul verisi, Fusa ve California verisine göre genellikle daha uzun binalar içermektedir. İstanbul verisi diğer verilere göre daha az ağaç ya da yeşil alan içermektedir. Daha önce belirtildiği gibi büyük alanlı verilerde yer ve yerüstü ayırma algoritması verileri 30×30 metre alanlara ayırmakta ve bu ayrımı XY düzlemine göre yapmaktadır. Buna göre her bir verinin toplam pencere sayısı da aşağıda verilmiştir (Tablo 4).

Yer ve yerüstünü ayıran algoritmanın kodları daha önceden bahsedildiği üzere MATLAB 2016 programında yazılmış ve kodlar Windows 7 işletim sistemine sahip, i5

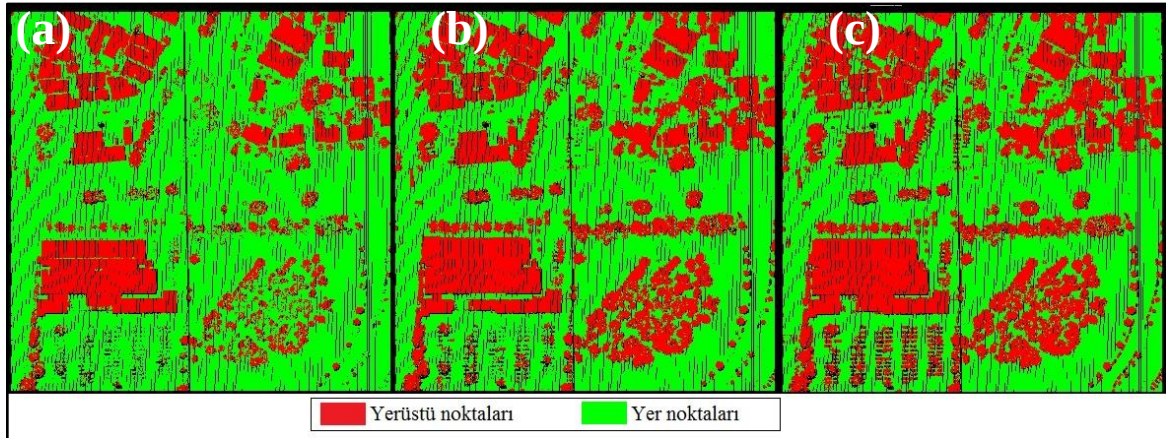
işlemci ve 4 GB RAM' e sahip dizüstü bilgisayarda koşturulmuştur ve sonuçların Central Processing Unit (CPU) zamanları buna göre hesaplanmıştır ve Tablo 4' te verilmiştir.

Tablo 4. Çalışma alanlarına ilişkin LiDAR verileri

Veri İsmi	Toplam nokta sayısı	Ortalama nokta yoğunluğu	Boyutlar (m)	Alan (km ²)	Pencere sayısı (30×30 m)	CPU zamanı
Fusa	277,354	4.44	249×249	0.06	81	75 sn
İstanbul	1,845,761	4.93	534×700	0.37	432	546 sn
California	1,023,432	0.19	2729×1918	5.23	5,824	784 sn

7.1.1. Fusa Veri Seti İçin Elde Edilen Yer ve Yerüstü Nokta Ayrımı Sonuçları

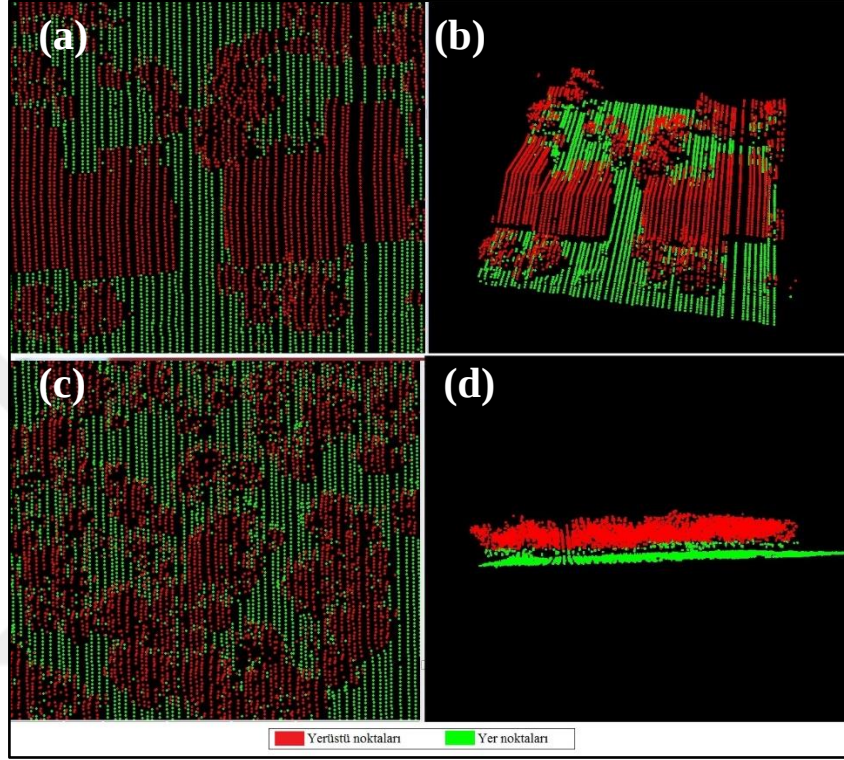
Fusa veri seti için yer ve yerüstü sınıflandırma sonuçları şekil 31'da gösterilmiştir. Şekilde, (a) alt şeklindeki sonuçlar veri sağlayıcısı *LAStools* tarafından verilen sonuçlardır. Şekil 31c bölümü, sonuçları ise daha önce ayrıntılarıyla anlatılan CSF algoritmasının sonuçlarını göstermektedir. Son olarak geliştirilen algoritma ile bulunan sonuçlar daha iyi kıyaslama yapılabilmesi için şekil 31b kısmına konulmuştur. Şekilde yeşil ile gösterilen kısımlar LiDAR verisinin yer noktalarını, kırmızı noktalar ise yerüstüne ait olan noktaları göstermektedir (bina, ağaçlar, arabalar vb.).



Şekil 31. Fusa veri seti; a) Veri sağlayıcı tarafından yapılan sınıflandırma (*LAStools*); b) Geliştirilen algoritma ile yapılan sınıflandırma; c) CSF algoritması sınıflandırma sonuçları

Sonuçlar bu bölümün sonunda nicel olarak irdelenmiştir. Fakat aşağıda Şekil 32'de ise görsel olarak rasgele bir alana yaklaşılarak irdeleme ayrıca yapılmıştır. Şekil 32'de rasgele

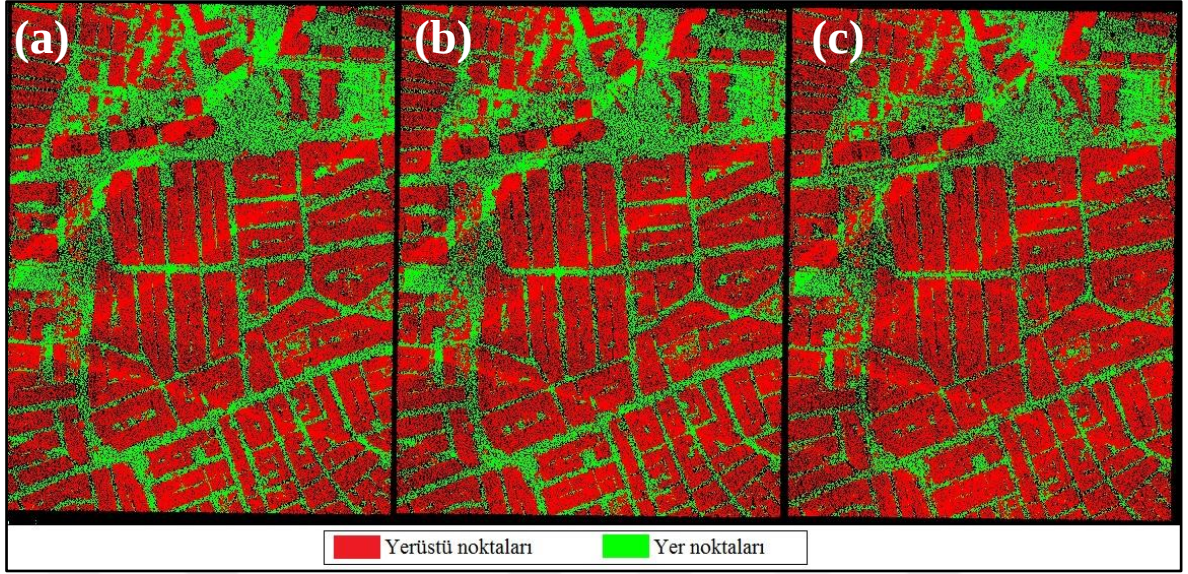
seçilen bir alana yaklaşılarak 2B ve 3B olarak sınıflandırma sonuçları irdelenmiştir. Şekilde 32a ve c yanlarındaki alanların (b ve d) 2B gösterimidir. Şekilden de görüleceği üzere ağaçlar ve binalar başarılı bir şekilde yerüstü noktaları olarak sınıflandırılmıştır. Bu sonuçlara göre geliştirilen yer ve yerüstü algoritmasının çok iyi sonuçlar verdiği anlaşılmaktadır.



Şekil 32. Fusa verisi için rasgele seçilen bir alanın sonuçlarının görsel olarak yakından incelenmesi

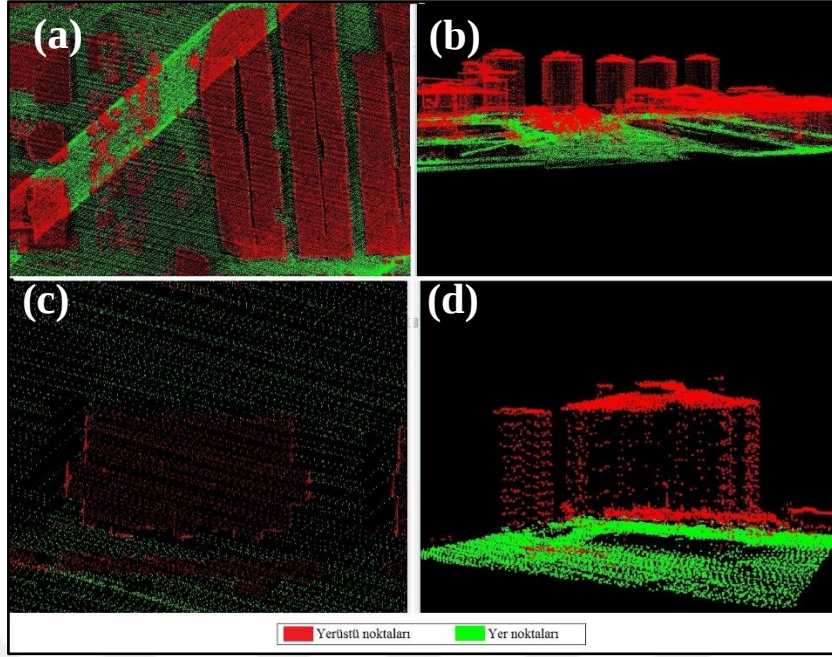
7.1.2. İstanbul Veri Seti İçin Elde Edilen Yer ve Yerüstü Nokta Ayrımı Sonuçları

İstanbul verisinin yer ve yerüstüne ait noktalarının sınıflandırılması Şekil 33'de verilmiştir. Şekilde kırmızı noktalar yerüstü yeşil noktalar ise yere ait kısımları göstermektedir. Şekil 33a sonuçları daha önceden veri ile gelen sınıflandırma sonuçlarını, şekil 33b ise bu tezde geliştirilen algoritma ile elde edilen sonuçları göstermektedir. Son olarak şekil 33c ise CSF algoritması tarafından yapılan sınıflandırma sonuçlarını göstermektedir. Bu sonuçlara göre görsel olarak sonuçların birbirine çok yakın olduğu ve geliştirilen algoritmanın güvenilir sonuç verdiği görülmektedir.



Şekil 33. a) İstanbul veri seti için, veri sağlayıcı tarafından yapılan sınıflandırma (*LAStools*); b) geliştirilen algoritma ile yapılan sınıflandırma; c) CSF algoritmasını sınıflandırma sonuçları

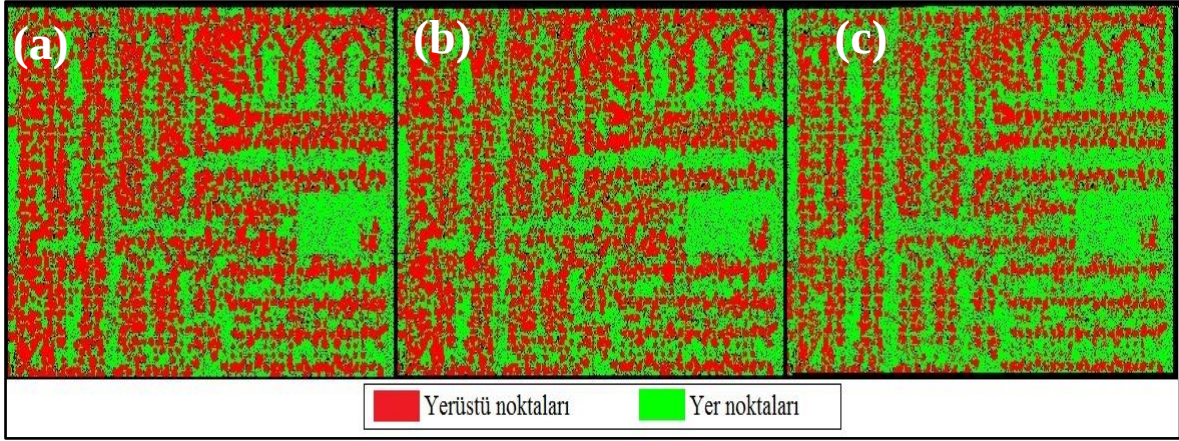
Görsel olarak elde edilen sonuçlar daha iyi incelemek için geliştirilen algoritma ile elde edilen sonuçlardan İstanbul verisinden rasgele bir alan seçilmiş ve bu alana yaklaşılarak ayrıntılı incelenmesi yapılmıştır (Şekil 34). Şekil 34a ve c, Şekil 34 b ve d'nin 2B halini göstermektedir. İstanbul verisi çok fazla yüksek binaya sahiptir ve geliştirilen algoritma bu binaları başarılı bir şekilde yerüstü noktası olarak ayırmıştır. Şekil 34'den de görüleceği üzere binalar yerüstü nokta olarak kırmızı renk ile etiketlenmiştir.



Şekil 34. İstanbul verisinden rasgele seçilen bir alanın yakından yer ve yerüstü sonuçlarının incelenmesi

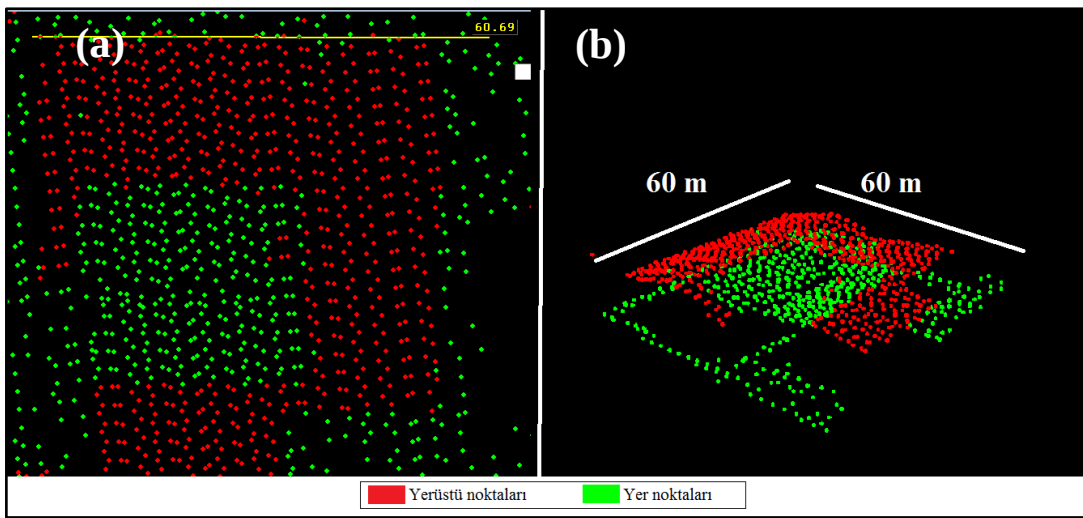
7.1.3. California Veri Seti İçin Elde Edilen Yer ve Yerüstü Nokta Ayrımı Sonuçları

Son olarak 3. büyük alanlı veri olan California verisinin yer ve yerüstü sonuçları şekil 35’de gösterilmiştir. Şekil 35a daha önceden veri ile gelen sınıflandırma sonuçlarını, şekil 35b bu tezde geliştirilen algoritma ile elde edilen sonuçları ve şekil 35c ise CSF algoritması tarafından yapılan sınıflandırma sonuçlarını göstermektedir. Bu veri daha öncede belirttiği gibi nokta yoğunluğu açısından en düşük olan veri setidir. Bu veride bazı yer üstüne ait noktalar yer noktaları olarak sınıflandırılmıştır. Bunun sebebi ayrıntılı olarak incelendiği zaman geliştirilen algoritma ile seçilen pencere boyutunun (30×30 m) bazı durumlarda sadece bina çatılarına denk gelmesi ev ve konutların çok büyük alan sahip olmasından kaynaklandığı anlaşılmıştır. Bu sebeple bazı çatı noktaları yer noktası olarak işaretlenmiştir. Bu sorunun önüne geçmek için ise pencere boyutları büyütülebilir.



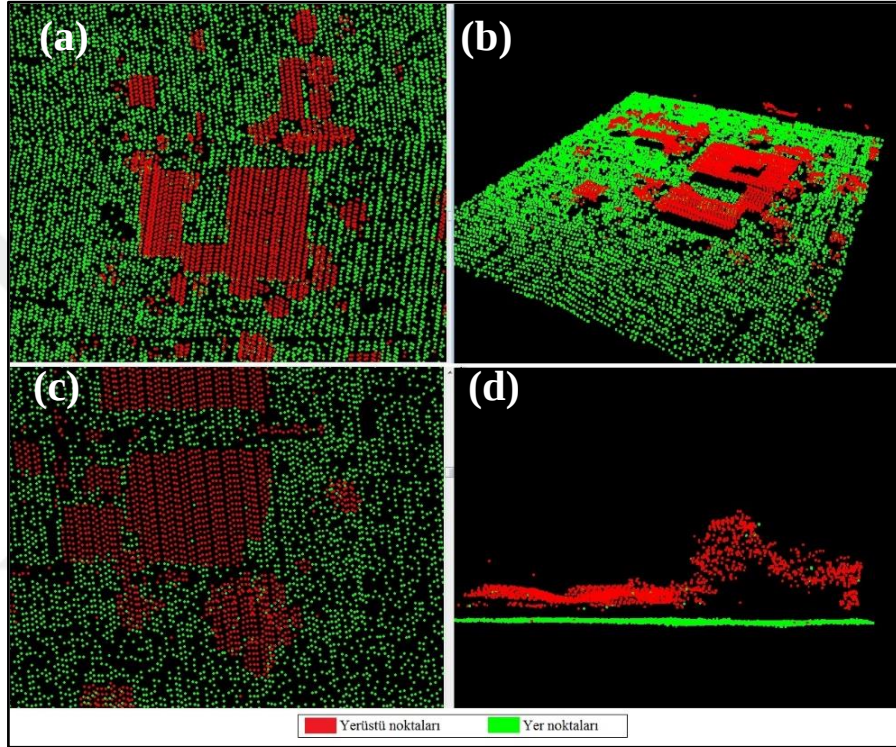
Şekil 35. a) California veri seti için, veri sağlayıcı tarafından yapılan sınıflandırma (LAStools); b) geliştirilen algoritma ile yapılan sınıflandırma; c) CSF algoritmasını sınıflandırma sonuçları

Şekil 36’da yukarıda bahsedilen sorun ve binaların çatıların genişliği aşağıda görsel olarak gösterilmiştir. Şekilde kırmızı noktalar yerüstü, yeşil noktalar ise yer noktalarını göstermektedir. Şekilden de görüleceği üzere binanın çatısı yaklaşık olarak 60×60 metre civarında ve algoritma tarafından pencereleme işleminde tek bir pencereye düşme olasılığı sebebiyle, bu kısımdaki alçak noktaları algoritma yer noktası olarak sınıflandırmıştır. Burada binaların çatılarının çok fazla alçak ve yükseklik içermesi zaman zaman çukur gibi yapıda olması algoritmanın bazı bölgelerde olumsuz sonuç verdiğini göstermiştir. Buna rağmen algoritma genel olarak bu veride de başarılı sonuçlar vermiştir.



Şekil 36. Hatalı sınıflandırılan yer ve yerüstü noktalarına ait bir örnek

Diğer taraftan rasgele seçilen alanlar incelendiğinde, genel anlamda bu veride de geliştirilen algoritmanın iyi sonuçlar verdiği görülmüş ve yakından incelenen alanlardan biri örnek olarak şekil 37’de verilmiştir. Şekilde görüleceği üzere, hem 2B hem 3B olarak yapılan incelemelerde binalar ve ağaçlar beklendiği gibi yerüstü (kırmızı) diğer yerler ise yer (yeşil) olarak başarılı bir şekilde çıkarılmıştır. Sadece bazı birkaç alanda hatalı sonuçlar gözlemlenmiştir.



Şekil 37. California yer ve yerüstü sınıflandırma sonucuna rasgele seçilen bir alan için örnek sonuç

7.1.4. Elde Edilen Sınıflandırma Sonuçlarının Nicel Kalite Kontrol Yöntemiyle İrdelenmesi

Sonuçlar, bir önceki bölümlerde de görüleceği üzere görsel olarak incelenmiştir. Nicel olarak sonuçların incelenmesi ise elde edilen sonuçların veri sağlayıcı ile gelen sonuçlar ve CSF algoritmasının sonuçları ile nokta nokta karşılaştırılması ve elde edilen sonuçlar için genel doğruluk (Overall Accuracy) (22), üretici doğruluğu (Producer’s Accuracy) (23) hesabı ile yapılmıştır. Bu işlem için hata matrisi (Error Matrix) oluşturulmuştur. Tablo 5’de elde edilen sonuçlar veri sağlayıcı tarafından var olan sonuçlar ile kıyaslanmıştır.

$$Genel_{Doğruluk} = \frac{\text{Çıkarılan (Yer+ Yerüstü noktaları)}}{\text{Toplam noktalar}} \times 100 \quad (22)$$

$$\text{Üretici}_{Doğruluğu} = \frac{\text{Çıkarılan Yer veya Yerüstü Noktaları}}{\text{Toplam yer veya yerüstü noktaları}} \times 100 \quad (23)$$

Tablo 5. Elde edilen yer ve yerüstü sonuçların veride mevcut olan referans sonuçları ile karşılaştırılması ve hata matrisi

Fusa	Yer noktaları	Yerüstü noktaları	Toplam nokta (referans)
Yer noktaları	191475	6785	198260
Yerüstü noktaları	1000	78094	79094
Toplam nokta (Geliştirilen algoritma)	192475	84879	277354
Üretici doğruluğu (%)	99.48	92.00	Genel doğruluk =%97
İstanbul	Yer noktaları	Yerüstü noktaları	Toplam nokta (referans)
Yer noktaları	681405	25894	707299
Yerüstü noktaları	194	1138268	1138462
Toplam nokta (Geliştirilen algoritma)	681599	1164162	1845761
Üretici doğruluğu (%)	99.97	97.77	Genel doğruluk=%98
California	Yer noktaları	Yerüstü noktaları	Toplam nokta (referans)
Yer noktaları	471448	6374	477822
Yerüstü noktaları	44769	500841	545610
Toplam nokta (Geliştirilen algoritma)	516217	507215	1023432
Üretici doğruluğu (%)	91.32	98.74	Genel doğruluk =%95

Kalite kontrol yöntemine göre geliştirilen yer ve yerüstü nokta sınıflandırma algoritması İstanbul, Fusa ve California verisi için genel doğruluğu sırasıyla %98, %97, %95 olarak bulunulmuştur. Bu sonuçlara göre geliştirilen algoritmanın yer ve yerüstü noktaları ayırmada çok başarılı sonuç verdiği görülmektedir.

Son olarak geliştirilen algoritma yer ve yerüstü nokta çıkarımı CSF algoritması sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Bu sonuçlara göre ise, genel doğruluk %95-97 arasında, üretici doğruluğu ise %86-99 arasında bulunmuştur (Tablo 6).

Tablo 6. Elde edilen yer ve yerüstü sonuçların CSF algoritması sonuçları ile karşılaştırılması ve hata matrisi

Fusa	Yer noktaları	Yerüstü noktaları	Toplam nokta (CSF)
Yer noktaları	183495	183	183678
Yerüstü noktaları	8980	84696	93676
Toplam nokta (Geliştirilen algoritma)	192475	84879	277354
Üretici doğruluğu (%)	95.33	99.78	Genel doğruluk =% 97
İstanbul	Yer noktaları	Yerüstü noktaları	Toplam nokta (CSF)
Yer noktaları	587186	7076	594262
Yerüstü noktaları	94413	1157086	1251499
Toplam nokta (Geliştirilen algoritma)	681599	1164162	1845761
Üretici doğruluğu (%)	86.14	99.39	Genel doğruluk =% 95
California	Yer noktaları	Yerüstü noktaları	Toplam nokta (CSF)
Yer noktaları	465816	5502	471318
Yerüstü noktaları	50401	501713	552114
Toplam nokta (Geliştirilen algoritma)	516217	507215	1023432
Üretici doğruluğu (%)	90.23	98.91	Genel doğruluk =% 95

7.2. RANSAC ve I-RANSAC Algoritması Sonuçları

Bu kısımda I-RANSAC algoritması çeşitli veriler üzerinde test edilmiştir. Bu veriler tek bina içeren veriler ile birden fazla bina içeren veriler olarak iki gruba ayrılıp incelenmiştir. Tekli verilerden ilk 3 veri ise anonim olduğu için ait olduğu bölge tespit edilmemiştir. Bu yüzden kalite kontrol yönteminde diğer verilerde olduğu gibi Google/Bing uydu fotoğraf servisi üzerine yansıtılamamıştır. Buna karşın son 5 tekli bina verisi ve çoklu bina verileri yerleri ve koordinat bilgileri bilindiği için haritalar üzerine yansıtılarak gerçek fotoğraflar üzerinde kalite kontrolleri yapılmıştır. Çoklu bina içeren veri setleri ise 3 farklı alan için çalışılmış ve ilerleyen alt başlıklarda irdelenmiştir. Yine bu çoklu bina verilerinin kalite kontrolleri Google/Bing uydu fotoğraf servisi üzerine sonuçların yansıtılmasıyla birlikte yapılmıştır.

7.2.1. Tekli Bina İçeren Veriler İçin Sonuçlar

Bu bölümde tekli bina verileri toplam 8 adet olup öncelikli olarak ilk 3 bina verisinin sonuçları daha sonra diğer 5 tekli bina sonuçları irdelenmiştir. İlk 3 tekli bina verisinin

koordinat sistemi bilinmediği için kalite kontrol yöntemi sadece görsel olarak çıkan sonuçların değerlendirilmesi ile yapılmıştır.

İlk 3 veriden, birinci verideki (Veri #1) binada 3 adet farklı düzlem çatısı bulunmaktadır. İkinci veride (Veri #2) çatı kısmında 4 adet farklı düzlem ve aynı şekilde üçüncü veride (Veri #3) yine bina çatısında 2 adet farklı düzlem bulunmaktadır. Dördüncü veride ise (Veri #4) 4 adet bina çatının düzlem özelliği bulunmakta iken beşinci verideki (Veri #5) binada 4 adet çatı düzlemi mevcuttur. Altıncı veride (Veri #6) binada 2 adet çatı düzlemi, yedinci verideki (Veri #7) binada 1 adet çatı düzlemi, yani tek bir düzlemde oluşmakta bina çatısı ve son olarak sekizinci verideki (Veri #8) binada 2 adet çatı düzlemi bulunmaktadır. Veriler hakkında ayrıntılı bilgiler Tablo 7’de verilmiştir.

Verilerden bina çatı düzlemlerini çıkarmadan önce, bütün veriler ayrı ayrı yer ve yerüstü noktalar olarak bu tez çalışmasında geliştirilen algoritma (Improved RANSAC, I-RANSAC) ile çıkarılmıştır. Daha sonra yalnız yer üstü noktaları kullanılarak bina çatı düzlemleri öncelikle RANSAC algoritması kullanılarak çıkarılmıştır. RANSAC algoritması bina çatı düzlemlerini çevredeki bina çatı düzlemi denklemine uyan noktalar ile birlikte çıkarmıştır. Bu noktalar bina düzleminde devam eden ağaç noktaları, elektrik tellerinden oluşmaktadır. Bu noktaları elimine etmek, diğer bir deyişle sadece bina çatı düzlemine ait noktaları belirlemek için tez çalışmasında önerilen ve I-RANSAC algoritması her bir çıkarılan bina çatı düzlemine uygulanmış ve nihai bina çatı düzlemleri yüksek doğrulukla ortaya çıkarılmıştır. Bütün bina çatı düzlemleri öncesi ve sonrası ile birlikte ilerleyen şekillerde tek tek gösterilmiştir. Bu verilerden Veri #5, #6, #7 ve #8’in koordinat sistemleri bilinmektedir. Veri #5 WGS84 UTM 54S, diğer veriler ise WGS84 UTM 32N’de bulunmaktadır. Bu verilerden bina çatı çıkarımı hesaplanması ise yaklaşık olarak 0.5-56 sn arasında değişen CPU zamanlarında olmuştur ve ortalama iterasyon sayısı ise her bir düzlem için 6 ila 53 arasında değişmektedir.

Tablo 7. Bina veri çıkarma işleminde kullanılan LiDAR verileri

Adı	# nokta sayısı	# bina çatı düzlemi	Nokta yoğunluğu	Alan Boyutları
Veri #1	3974	3	4.41	~30×30 m
Veri #2	6163	4	5.24	~49×24 m
Veri #3	1862	2	1.28	~28×52 m
Veri #4	8204	4	4.51	~52×35 m
Veri #5	6458	4	4.81	~28×48 m
Veri #6	18843	2	5.43	~62×56 m
Veri #7	22380	1	7.40	~48×63 m
Veri #8	16230	2	5.57	~41×71 m

Tablo 8’de tüm veriler için seçilen ve kullanılan önemli parametreler verilmiştir. Bu parametreler verinin yoğunluğuna, iki nokta arası ortalama uzaklığına göre değişmektedir. Bu tabloda t-eşik değeri RANSAC parametresi için en önemli değer olan düzlemin normal uzaklığına göre ne kadar uzaklıktaki noktaları düzleme katıp katmayacağını belirler. vd , değeri I-RANSAC algoritması için veride noktalar arası yatay yönde ortalama uzaklığı ve d değeri ise komşulukta dikey mesafe eşik değerini göstermektedir.

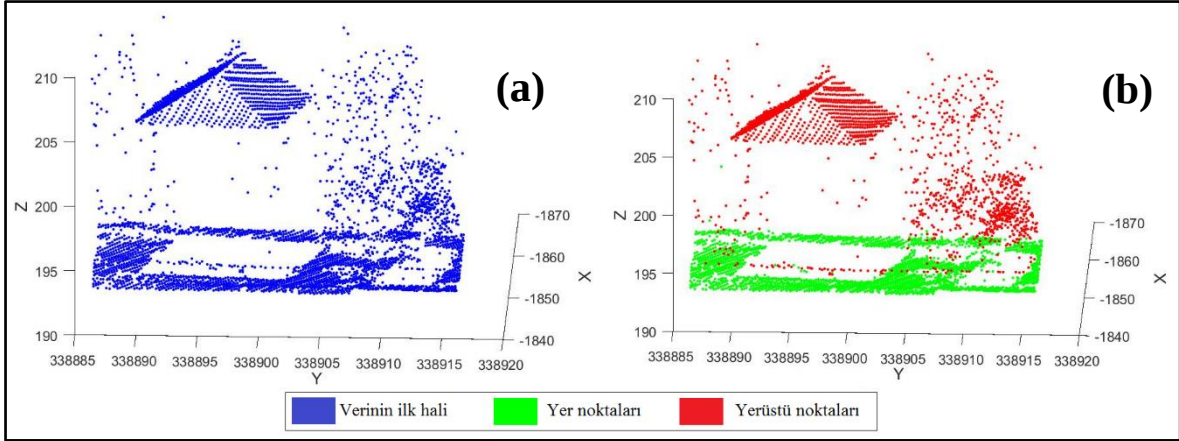
Tablo 8. RANSAC ve I-RANSAC algoritması için her bir veri seti için seçilen parametreler

<i>Parametre</i>	<i>Veri #1</i>	<i>Veri #2</i>	<i>Veri #3</i>	<i>Veri #4</i>	<i>Veri #5</i>	<i>Veri #6</i>	<i>Veri #7</i>	<i>Veri #8</i>
<i>t-eşik değeri</i>	0.20	0.30	0.20	0.20	0.20	0.20	0.35	0.20
<i>vd</i>	0.50	0.60	0.40	0.50	0.40	0.50	0.65	0.60
<i>d</i>	0.30	0.35	0.30	0.35	0.35	0.20	0.40	0.40

7.2.1.1. Veri #1 İçin Elde Edilen Sonuçlar

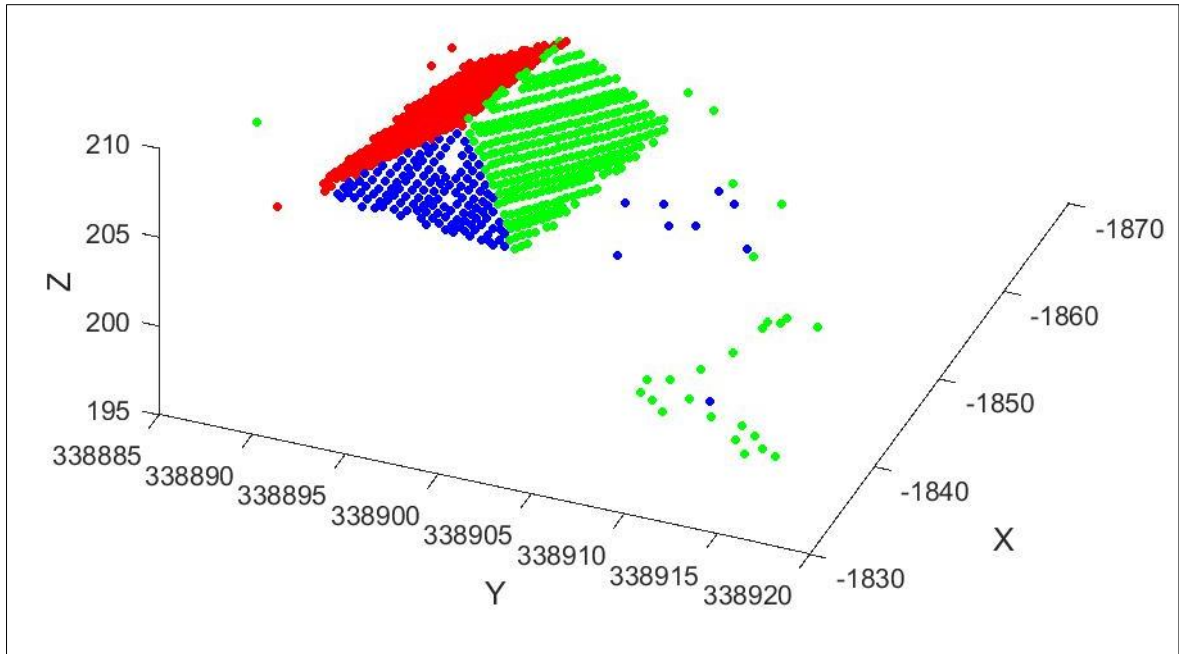
İlk olarak Veri #1 incelendiğinde, bu veride binanın sağında bir adet ağaç göze çarpmaktadır. Bilindiği üzere yalnız binanın bulunduğu verilerde çevresinde ağaç, elektrik telleri vb. yerüstü objelerin olmadığı yerlerde bina çatıları sorunsuzca RANSAC algoritması ile çıkarılırken bu tarz ağaç vb. bulunan verilerde bina çatılarının RANSAC algoritması ile çıkarımında, ağaç vb. yerlerde bazı noktalar bina çatı düzleminin devamı gibi algılanmakta ve bina çatısı gibi çıkarılmaktadır. Bu tezde daha önce anlatıldığı gibi bu gibi durumlarda bina çatı düzlemleri doğru olarak çıkarılması için algoritma geliştirilmiş ve RANSAC iyileştirilmesi yapılmıştır.

Veri #1’de öncelikle ana veri dosyası yazılan algoritma kodları tarafından okutularak ve bu çalışmada geliştirilen yer ve yerüstü nokta ayrımı yapılarak işleme başlanmış ve yer ve yerüstü nokta ayrımı ile verilerin orijinal hali Şekil 38’de gösterilmiştir. Şekil 38a Veri #1 hiçbir işlem yapılmamış halini, Şekil 38b ise yer ve yerüstü noktalarının ayırım yapılmış halini göstermektedir. Buradan da anlaşılabileceği üzere kırmızı noktalar yer üstü ağaç ve bina objelerini yeşil noktalar ise yere ait nokta grubunu göstermektedir.



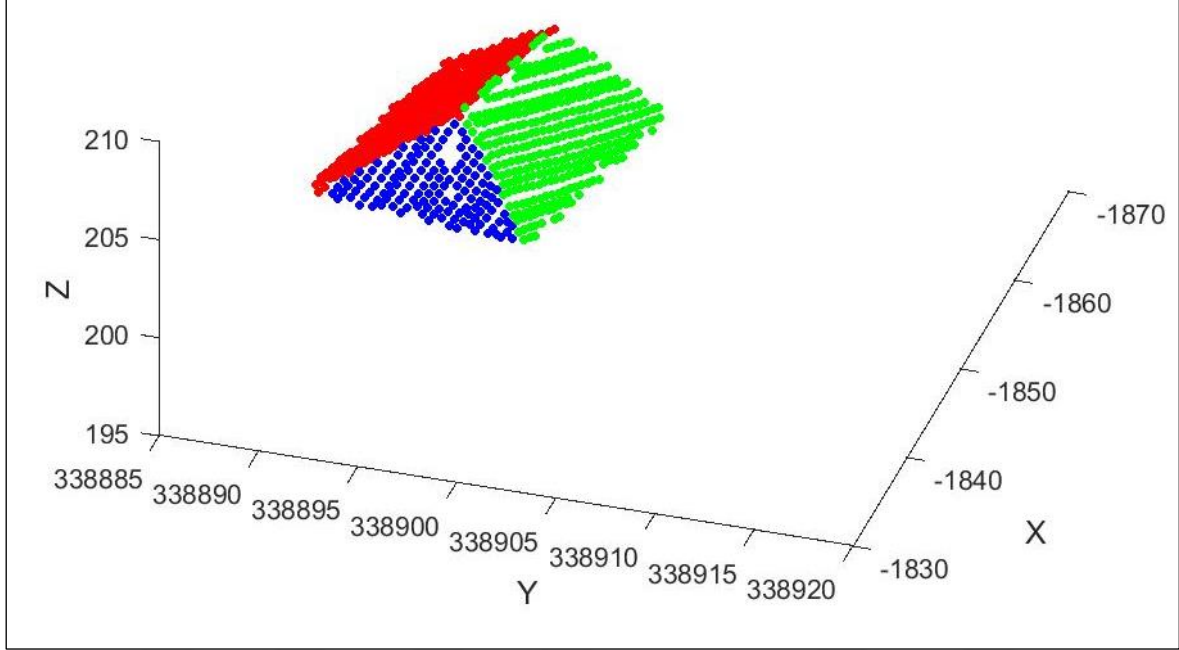
Şekil 38. a) Veri #1, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Yer üstü noktaları kullanılarak RANSAC algoritması çalıştırılmış ve Şekil 39’da gösterilen bina çatı düzlemleri çıkarılmıştır. Şekil 39’dan da görüleceği üzere her bina çatı düzlemi aykırı değerlerle çıkarılmıştır. Örneğin yeşil renkli düzlem binanın sağında bulunan ağaç noktalarından çokça etkilenmiş ve sanki ağaç noktaları bina çatı düzleminin devamı gibi görülmüştür. Oysa şekilden de görüleceği gibi bina çatı düzleminde ki noktalar bina çatısına dâhil değildir.



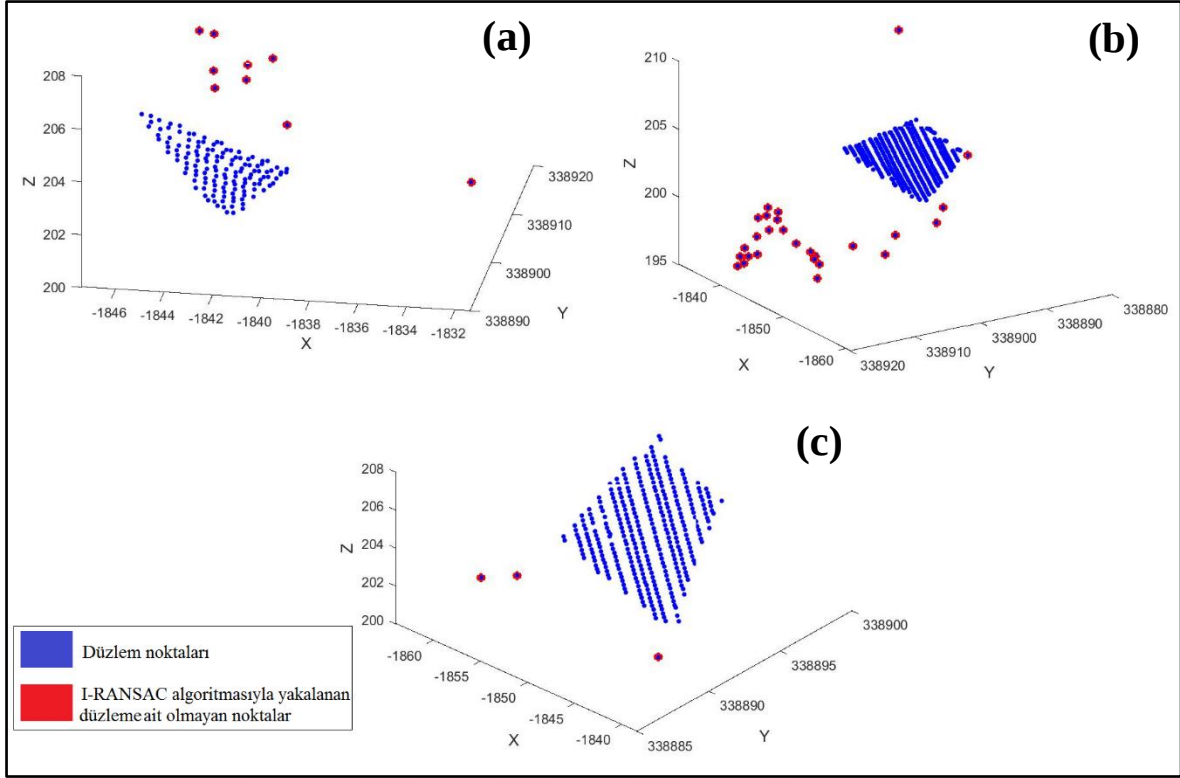
Şekil 39. Veri #1 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Bina çatı düzlemlerinin hatalı çıkması nedeniyle, I-RANSAC iyileştirme algoritması her bir düzleme uygulanmış ve sonuç olarak aşağıda şekil 40 elde edilmiştir. Bu şekle bakarak bina çatı düzlemlerinin yanında bulunan bina çatı düzlemine ait olmayan noktaların elimine edildiği ve düzlemlerin doğruca çıkarıldığını söylemek mümkündür (Şekil 40).



Şekil 40. Veri #1 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

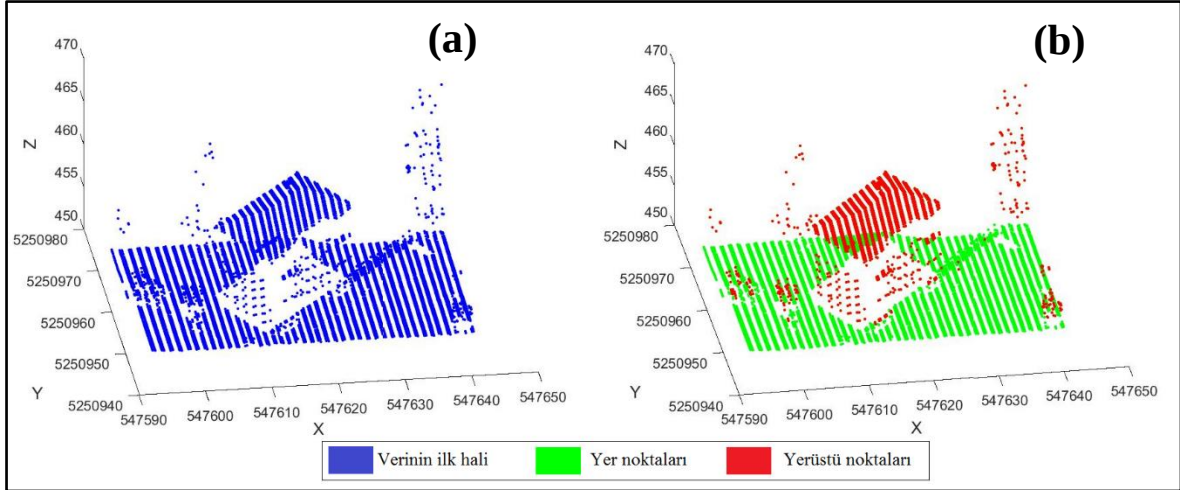
Son olarak bina çatı düzlemleri Uydu fotoğrafı üzerine koordinat sistemleri bilinmediği için yansıtılamadığından, ayrıntılı olarak her bir düzlem (mavi ile) ve düzleme ait aykırı noktalar (kırmızı ile) aşağıdaki şekilde gösterilmiştir. Şekil 41a yukarıdaki şekilde mavi renkli bina çatı düzlemini, Şekil 41b yeşil renkli bina çatı düzlemini ve son olarak şekil 41c ise kırmızı renkteki bina çatı düzlemini göstermektedir.



Şekil 41. Veri #1 için bina çatı düzlemlerinin bağımsız incelenmesi

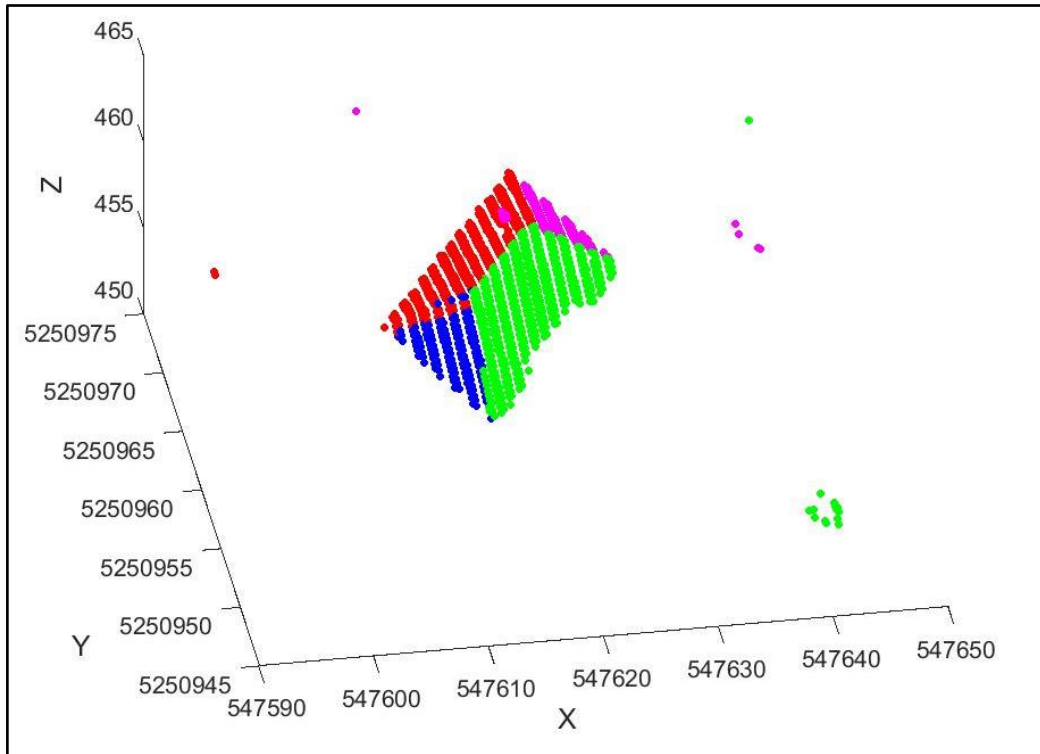
7.2.1.2. Veri #2 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Bu veri setinin orijinal hali ile yer ve yerüstü noktaları ayrımı yapılmış hali şekil 42’de gösterilmiştir. Şekil 42b’de kırmızı noktalar yerüstü obje noktalarını, yeşil noktalar ise yere ait noktaları göstermektedir. Bina çatısı 4 farklı oryantasyona sahip düzlemden oluşmakta ve bina çevresinde çok fazla yapraklı olmayan ağaçlar ve onlara ait noktalar bulunmaktadır. Bu noktalardan bazıları bina çatı düzleminin devamında bina çatı düzlemine aitmiş gibi RANSAC tarafından çıkarılması muhtemeldir.



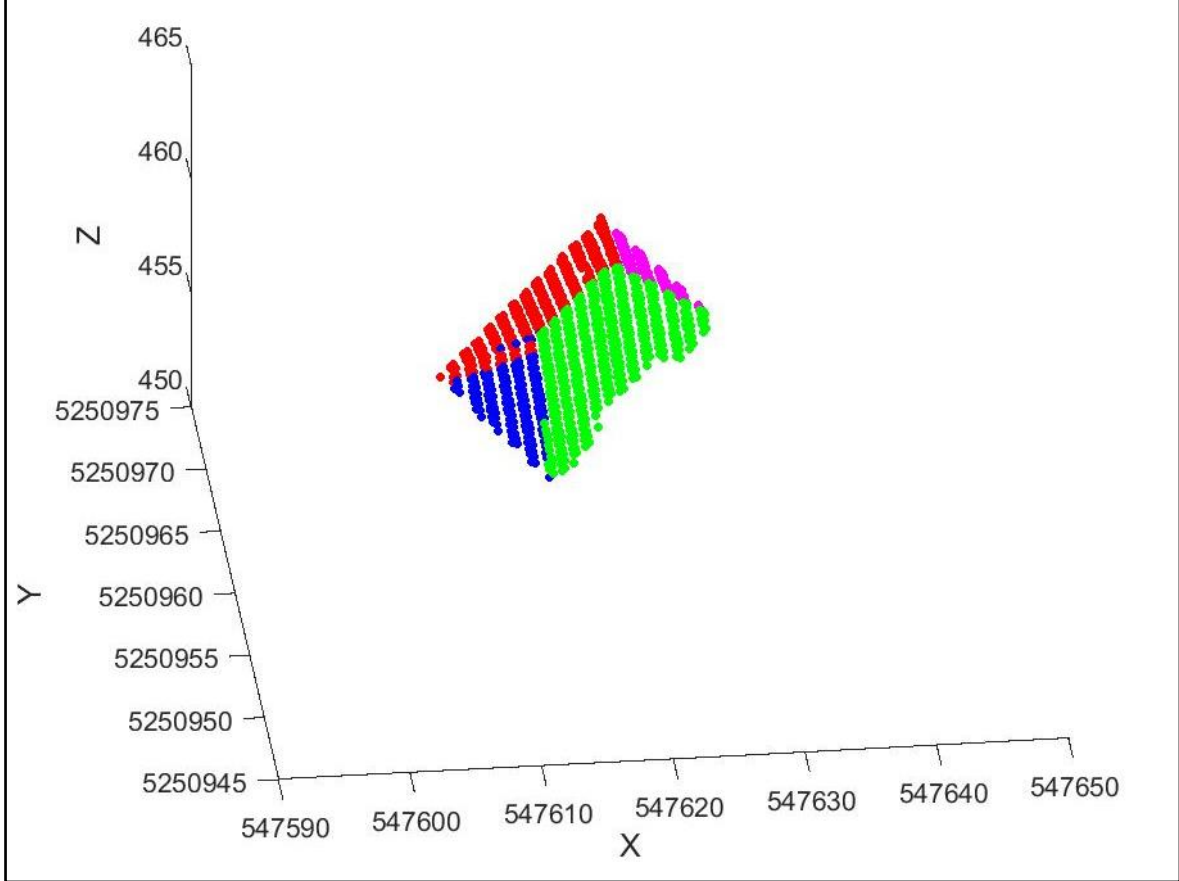
Şekil 42. a) Veri #2, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Yerüstü noktalarını kullanarak RANSAC algoritması ile bina çatısına ait düzlemler çıkarılmış ve şekil 43'de gösterilmiştir. şekil 43'den görüleceği üzere toplamda bina çatısı 4 farklı oryantasyona sahip düzlemi içermektedir. Bina çatı düzlemlerine ait olmayan birkaç nokta yani çevredeki yerüstü objelerine ait olan noktalar sanki çatı düzlemine aitmiş gibi düzlemlerin devamında görülmektedirler.



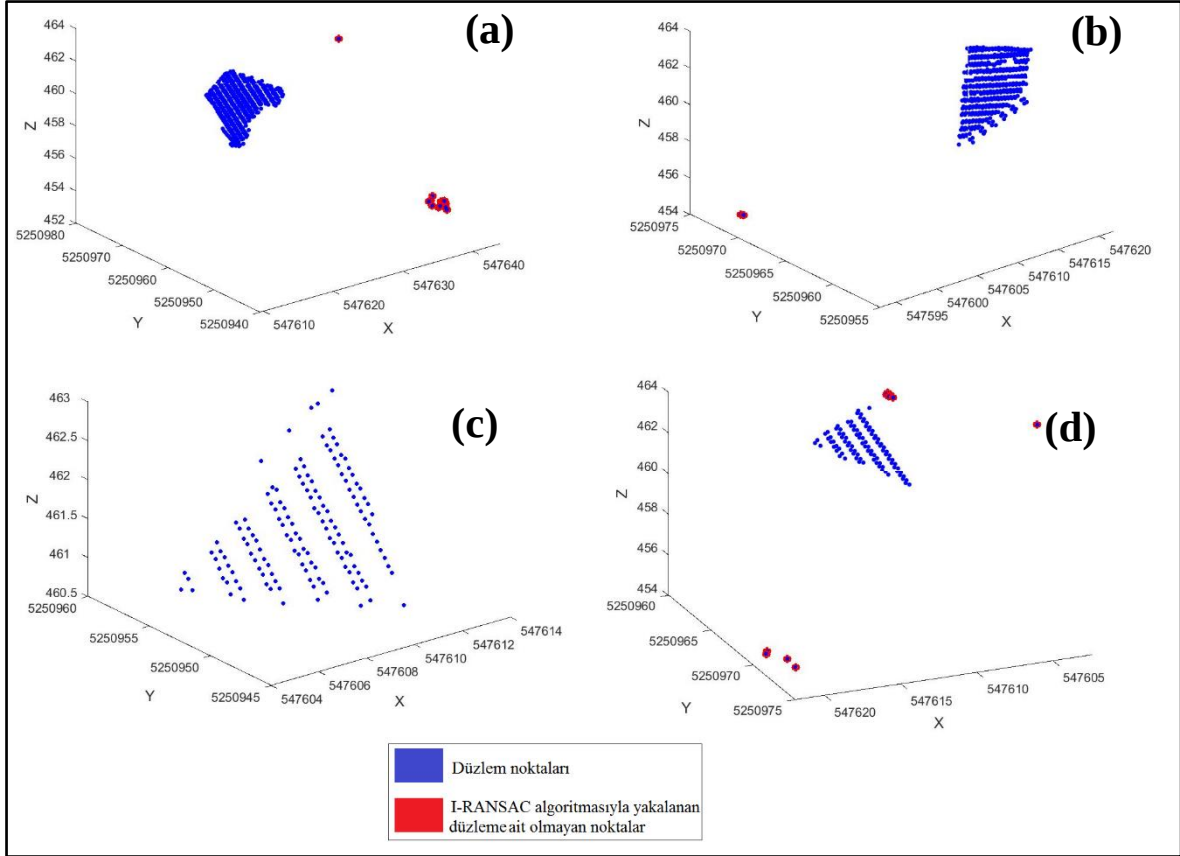
Şekil 43. Veri #2 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Bina çatı düzlemlerine ait olmayan ve yukarıda bahsedilen noktalar I-RANSAC algoritması ile tek tek her düzlem için elimine edilmiştir. Elde edilen sonuçlar şekil 44’de gösterilmiştir. Bu sonuçlar, şekil 43 ile karşılaştırıldığında söz konusu düzlemlere ait olmayan noktaların tezde I-RANSAC algoritması ile elimine edildiği görülmektedir.



Şekil 44. Veri #2 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

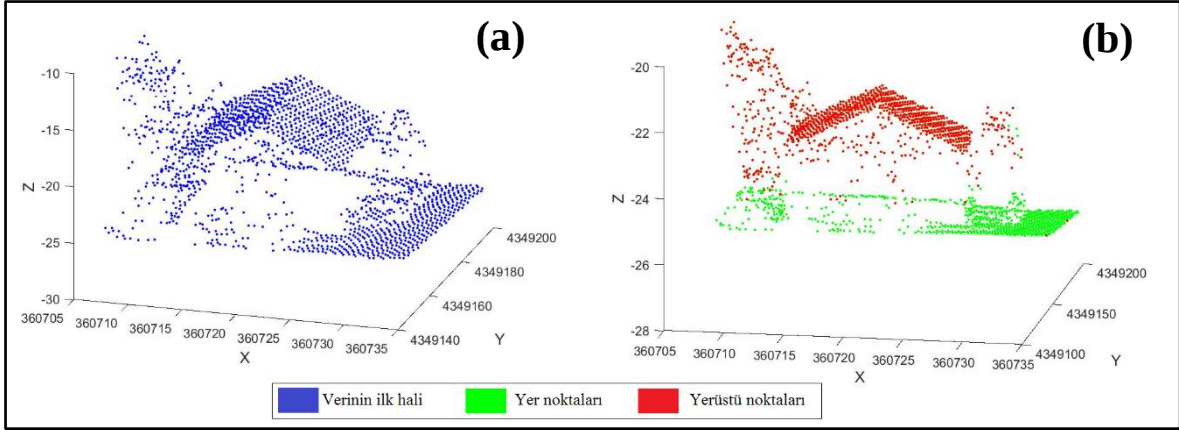
Son olarak Veri #2’de bulunan bina çatı düzlemleri ayrıntılı olarak şekil 45’de gösterilmiştir. Şekil 45a yukarıdaki şekillerde (Şekil 45) yeşil renkle temsil edilen bina çatı düzlemini, şekil 45b kırmızı renkli çatı düzlemini, şekil 45c mavi renkli çatı düzlemini, şekil 45d ise pembe renkli çatı düzlemini göstermektedir. Şekilde kırmızı noktalar ise bina çatı düzlemlerine ait olmayan ve I-RANSAC algoritması ile yakalanan aykırı değerleri göstermektedir.



Şekil 45. Veri #2 için bina çatı düzlemlerinin ayrı ayrı incelenmesi

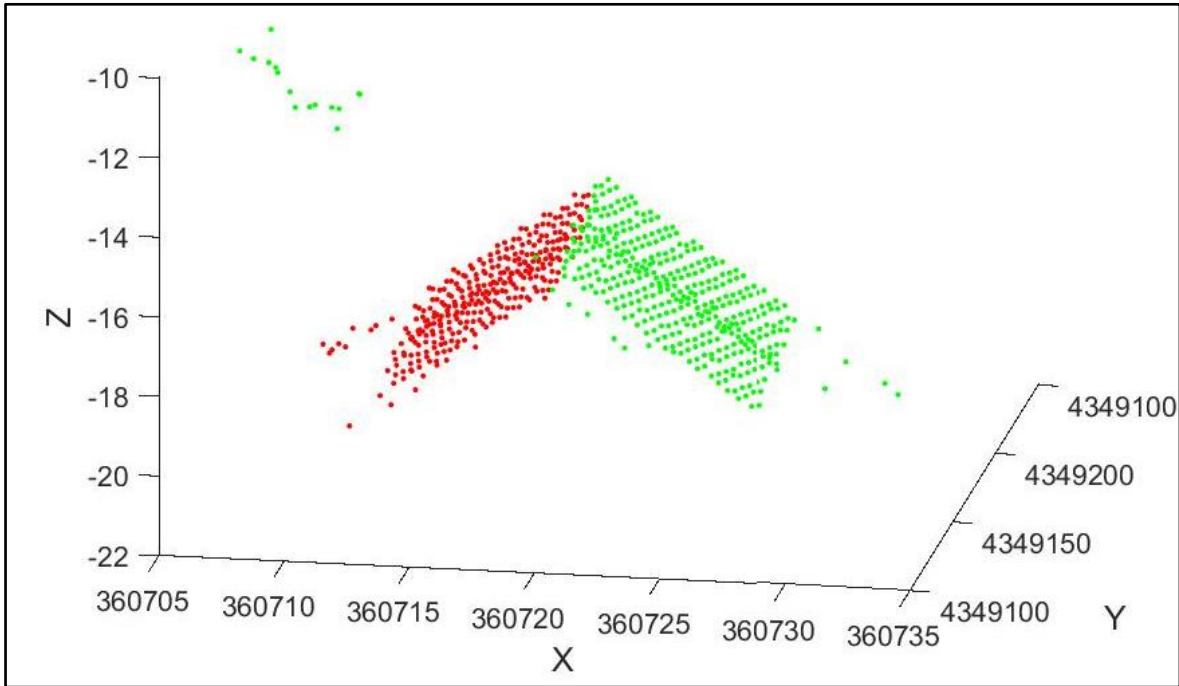
7.2.1.3. Veri #3 İçin Elde Edilen Sonuçlar

3 numaralı veri olan Veri #3, bir binaya ait iki farklı eğim ve yönde olan bina çatı düzlemini barındırmaktadır (Şekil 46a). Binanın sağ ve sol yanlarında yoğun nokta içeren ağaç noktaları bulunmakta ve bu noktaların bazıları düzleme yakın ve düzlem uzayında bulunmaktadır. Veride bulunan bina çatı düzlemlerinin çıkarılması için öncelikli olarak yer ve yerüstü noktaları sınıflandırılmıştır (Şekil 46b).



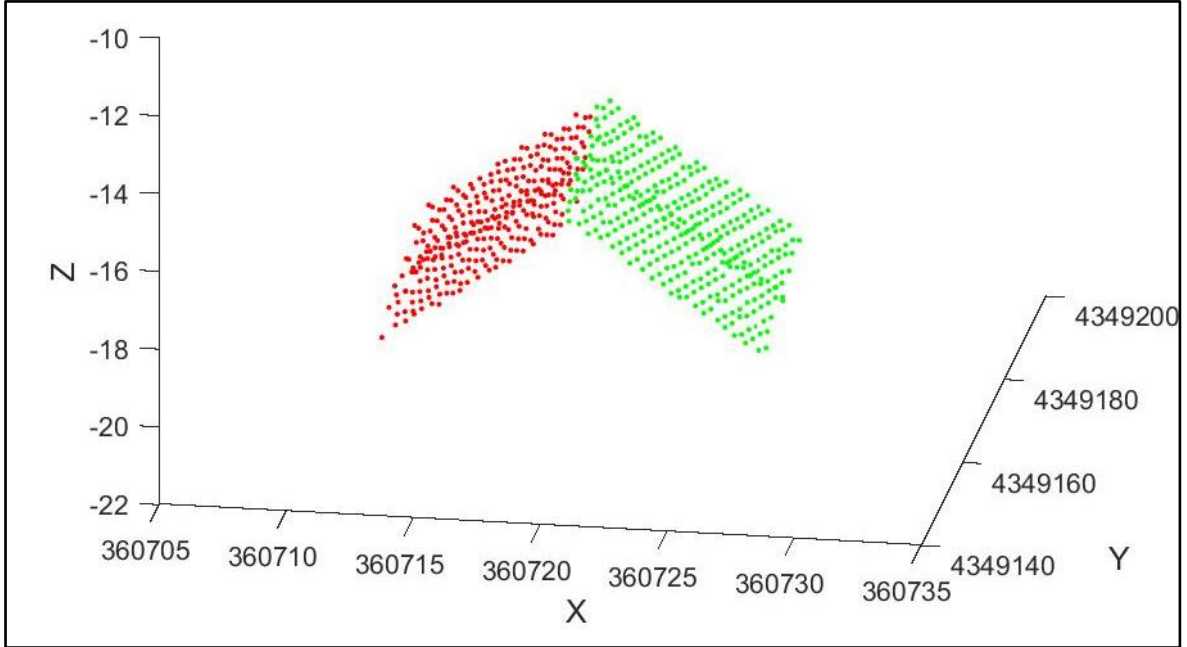
Şekil 46. a) Veri #3, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Yer noktaları oldukça düzleme yakın bir geometride olduğundan bina çatı düzlemleri çıkarımında onların işleme alınmaması için, sınıflandırılan yerüstü noktaları kullanılarak bina çatı düzlemleri RANSAC algoritması ile çıkarılmış ve şekil 47’de gösterilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere bina çatı düzlemleri, binanın yanında bulunan ağaçlardan oldukça etkilenmiş ve bu ağaç noktaları sanki düzlemlere aitmiş gibi RANSAC algoritması gereği düzlem noktası olarak ele alınmıştır.



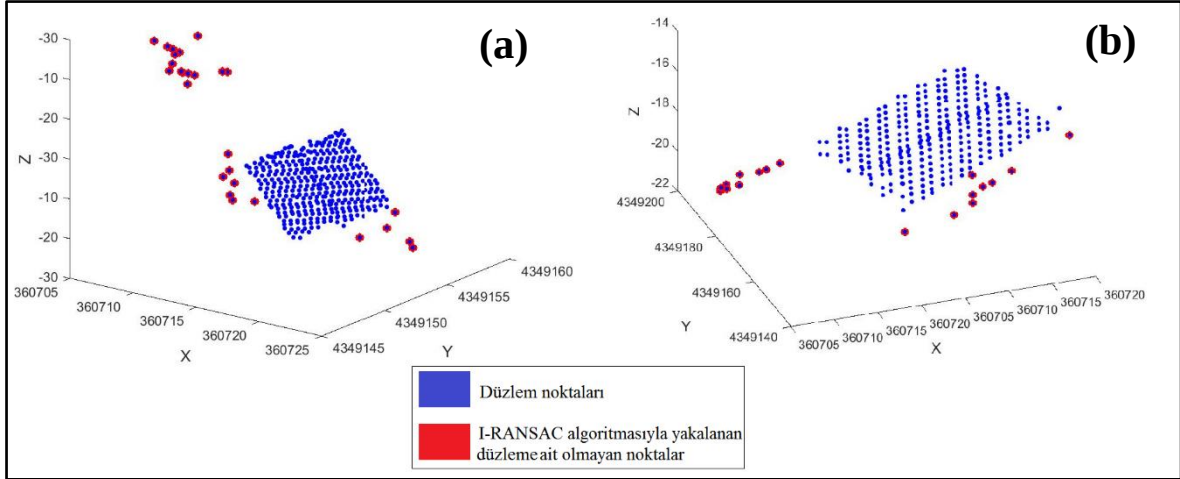
Şekil 47. Veri #3 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Şekil 48’de görülen yoğun aykırı değerlere sahip olan bina çatı düzlemleri I-RANSAC iyileştirme algoritması ile işleme alınmış ve elde edilen sonuçlar şekil 48’de gösterilmiştir. Bu sonuçlara göre düzleme ait olmayan noktaların temizlendiği rahatlıkla görülmektedir.



Şekil 48. Veri #3 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

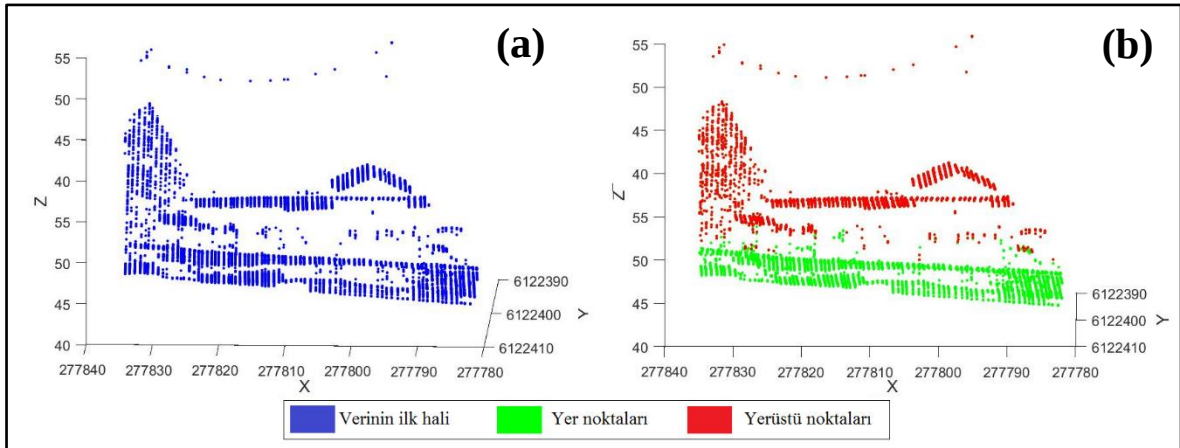
Son olarak Veri #3 için çıkarılan iki çatı düzlemi ayrı ayrı aşağıdaki şekilde incelenmiş ve irdelenmiştir. Şekil 49a yukarıdaki şekillerde Veri #3'teki binaya ait yeşil renkli çatı düzlemini ve şekil 49b ise kırmızı renkli çatı düzlemini göstermektedir. Şekilde RANSAC iyileştirmesi sonucu çıkarılan bina noktaları mavi, algoritma ile algılanan binaya ait olmayan aykırı değerler ise kırmızı renkte noktalar ile gösterilmiştir. Şekilden de anlaşılacağı üzere düzleme ait olmayan noktalar başarılı bir şekilde I-RANSAC algoritması ile yakalanmıştır.



Şekil 49. Veri #3 için bina çatı düzlemlerinin ayrı ayrı incelenmesi

7.2.1.4. Veri #4 İçin Elde Edilen Sonuçlar

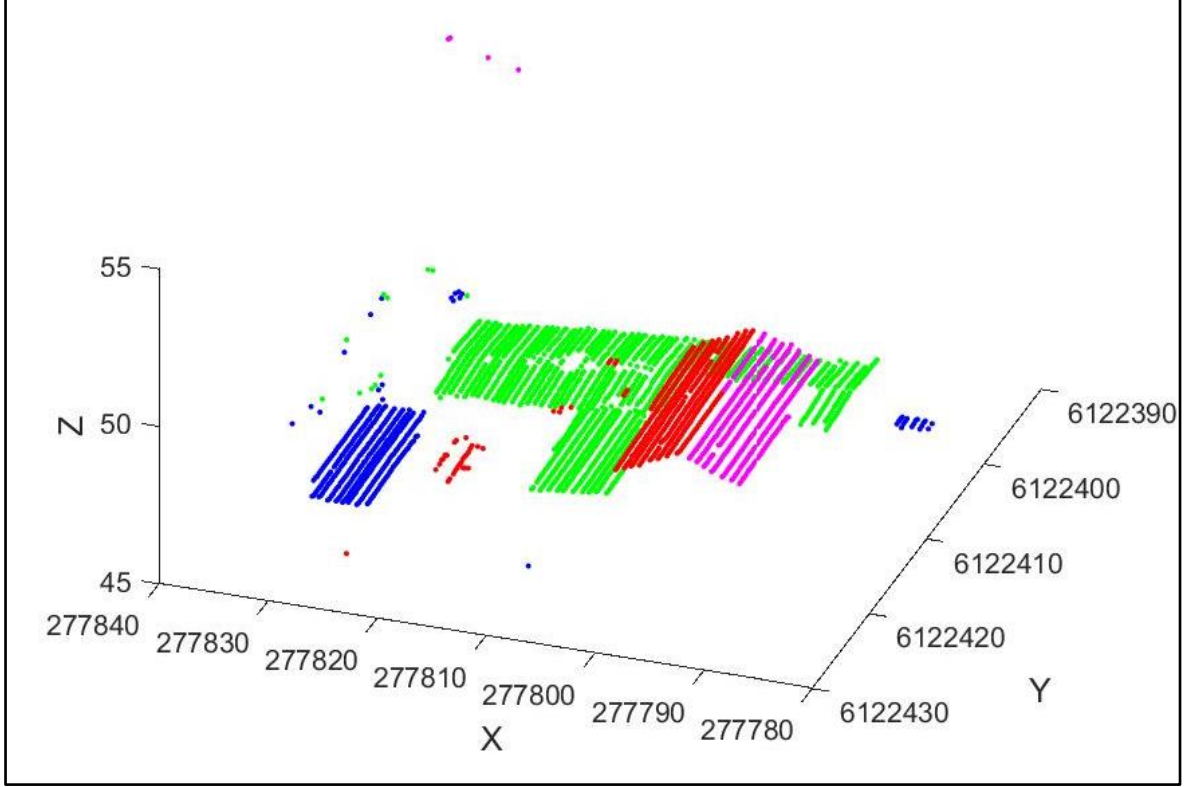
Veri #4’de (Şekil 50a) bulunan bina, 4 adet farklı yönde ve oryantasyonda bulunan çatı düzlemine sahiptir. Öncelikli olarak yer ve yerüstüne ait noktaların ayrımı yapılmış ve şekil 50b’de gösterilmiştir. Binanın çevresinde büyük bir ağaç olduğu gözlenmektedir. Bu ağacın bazı noktaları çatı düzlemi olarak değerlendirilmesi sebebiyle aykırı değer olarak düzlemlere katılacaktır.



Şekil 50. a) Veri #4, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

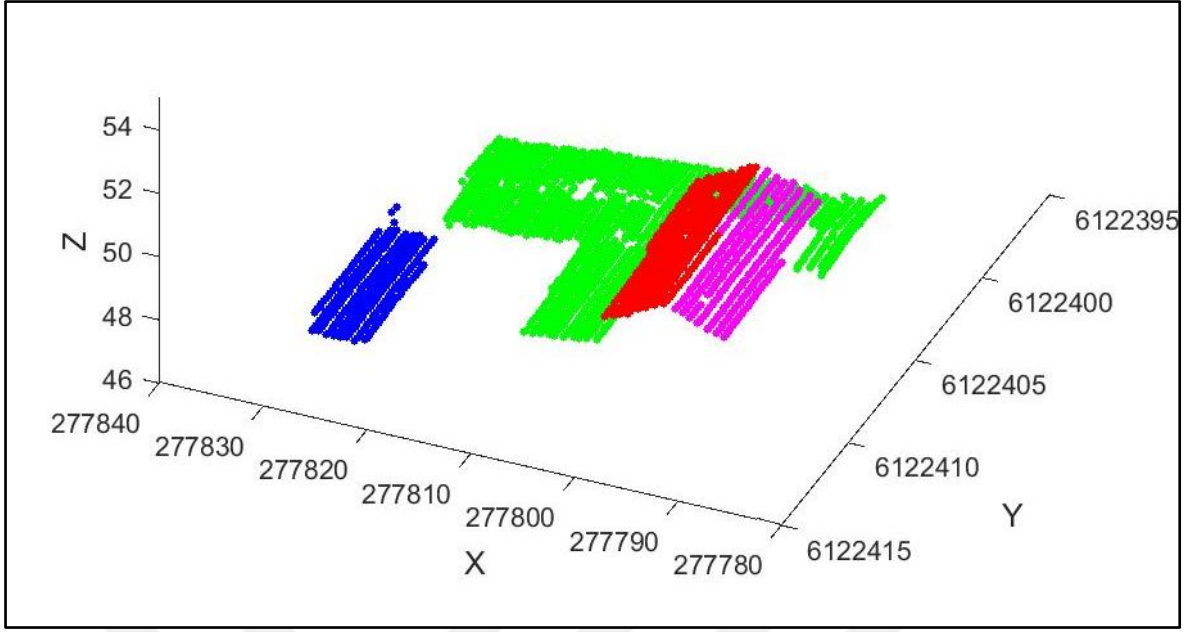
Elde edilen yerüstü noktaları kullanılarak binaya ait çatı düzlemleri RANSAC algoritması ile çıkarılmış ve aşağıdaki şekilde her farklı düzlem ayrı renkte olacak şekilde gösterilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere, çatı düzlemleri özellikle binanın sol tarafından

bulunan ağaç noktalarından etkilenmiş ve çokça aykırı değere sahip olarak RANSAC algoritması ile çıkarılmıştır (Şekil 51).



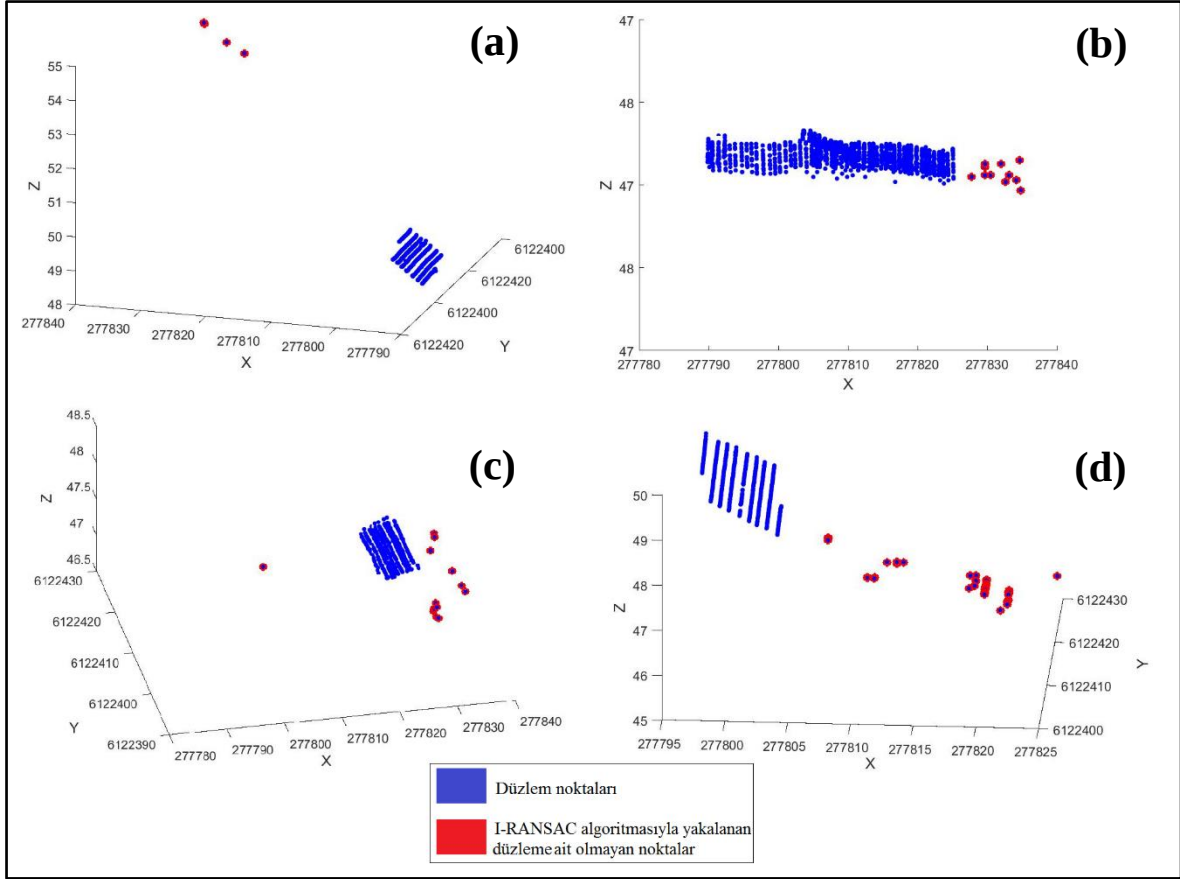
Şekil 51. Veri #4 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Yukarıdaki şekilde aykırı değerlerle çıkarılan çatı düzlemlerinin düzgün olarak sadece kendi noktaları ile çıkarılması için I-RANSAC algoritması her bir düzleme uygulanmış ve sonuç olarak aşağıda görüldüğü gibi çatı düzlemleri bu aykırı değerlerden temizlenmiştir (Şekil 52).



Şekil 52. Veri #4 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

Son olarak bütün bina çatı düzlemleri ayrı ayrı aşağıdaki şekilde gösterilerek incelenmesi yapılmıştır (Şekil 53). Aşağıda mavi renkli noktalar bina çatı düzlemi noktalarını, kırmızı noktalar ise RANSAC tarafından yanlış çıkarılan düzleme ait olmayan noktaları göstermektedir. Şekil 53a yukarıdaki şekillerde pembe renkli düzlemi, şekil 53b yeşil renkli düzlemi, şekil 53c mavi renkli düzlemi ve şekil 53d ise kırmızı renkli düzlemi göstermektedir. Gösterilen sonuçlara göre RANSAC uzak noktalardaki düzlem planimetrisinde olan noktaları bile düzleme dahilmiş gibi değerlendirmiştir. Bu hatalı sonuçlar geliştirilen iyileştirme algoritması ile ortadan kaldırılmış ve doğru çatı düzlemine ait noktalar ortaya çıkarılmıştır.



Şekil 53. Veri #4 için bina çatı düzlemlerinin bağımsız olarak incelenmesi

Bunun yanı sıra bu veri seti için RANSAC ile çıkarılan (Şekil 54) hatalı çatı düzlemleri Google uydu haritası üzerine yansıtılmasıyla analiz edilmiştir. Bu haritalar genellikle ortofotolardan oluştuğu için, noktaların direkt olarak üzerine yansıtılması ile noktaların çatı sınırlarında kalıp kalmaması şeklinde kalite kontrol yöntemi yapılmıştır. Şekil 54'den görüleceği üzere özellikle iki çatı düzlemi düzleme ait olmayan noktalarla birlikte RANSAC tarafından çıkarılmıştır.



Şekil 54. Veri #4 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

Son olarak I-RANSAC algoritma sonuçları Google uydu fotoğrafları üzerine aktarılmış ve sonuçlar irdelenmiştir. Şekilden de görüleceği üzere I-RANSAC algoritması sadece bina çatı düzlem sınırlarındaki noktaları bina çatı düzlemi olarak çıkarmıştır (Şekil 55).

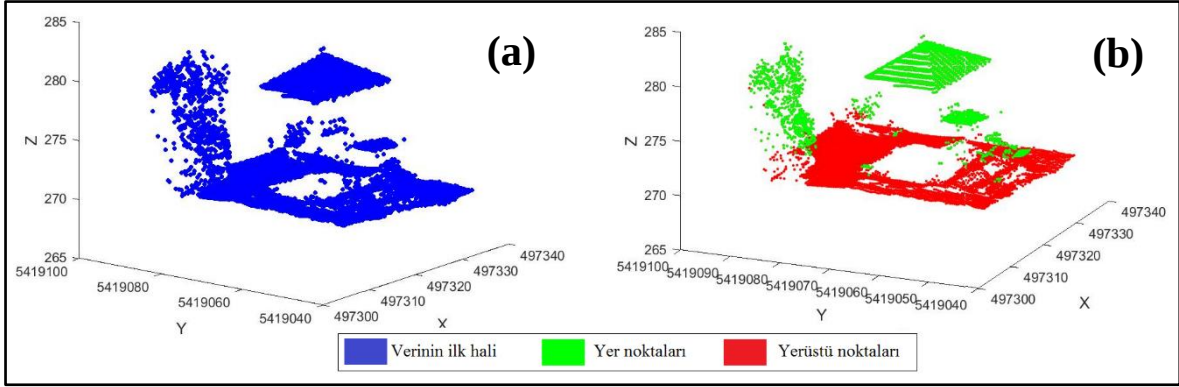


Şekil 55. Veri #4 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

7.2.1.5 Veri #5 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Veri #5 içinde LiDAR noktalarının koordinat sistemleri bilindiği için kalite kontrol amaçlı düzlemler ayrıntılı olarak Google uydu fotoğraf servisi üzerine yansıtılarak noktaların düzleme ait olup olmadığı tespit edilmiştir.

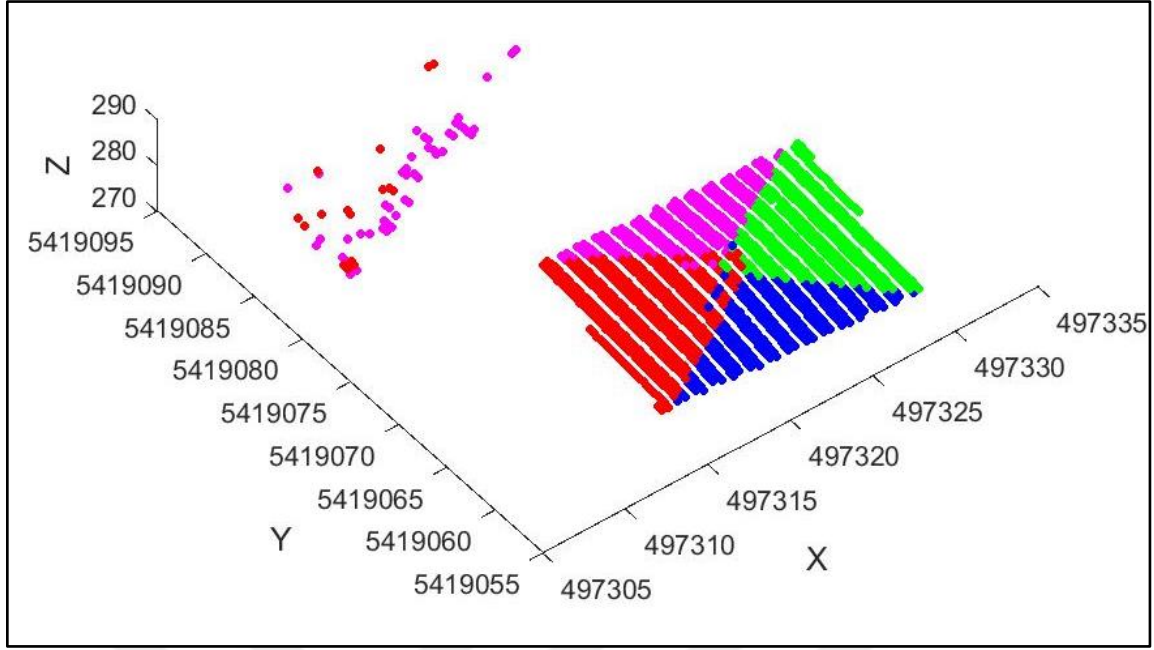
Veri #5 incelendiğinde, veride bir adet bina olduğu ve bu binaya ait 4 adet farklı yönelime ve düzlem normaline sahip bina çatı düzlemi olduğu bilinmektedir. Veride ayrıca bina yanındaki ağaçlar yer ve yerüstü nokta ayrımında açıkça görülebilmektedir (Şekil 56b).



Şekil 56. a) Veri #5, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

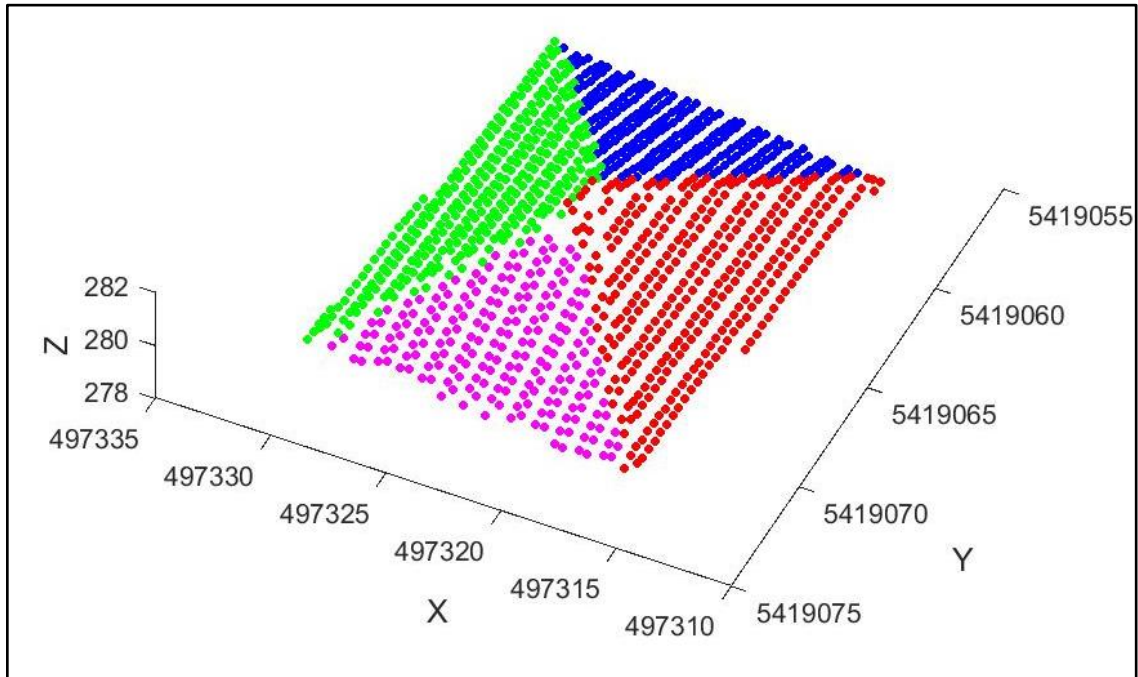
Yer ve yerüstü noktaların ayrımı ile yerüstü noktaları kullanılarak binaya ait çatı düzlemleri RANSAC algoritması ile çıkarılmış ve Şekil 57’de gösterilmiştir. Her bir çatı düzlemi, düzlem doğrusu ve eğimi ile açıları ve yönleri farklı olduğu için farklı düzlemler olarak çıkarılmış ve toplamda binaya ait 4 adet çatı düzleminin tespit edildiği görülmüştür. Daha önce belirtildiği üzere, veride ağaç bulunmakta ve bu ağaç noktalarının bazı çatı düzlemlerine katıldığı görülmektedir. Özellikle ağaca yakın düzlemler olan ve pembe ve kırmızı renkte gösterilen çatı düzlemlerinde çok fazla düzleme ait olmayan nokta çıkarıldığı görülmektedir. Bu durum RANSAC algoritmasının düzlem çıkarırken düzlem parametresine giren her noktayı düzlemdeymiş gibi algılamasından kaynaklanmaktadır.

Diğer taraftan bu veride özellikle şu vurgulanmalıdır ki Şekil 57’de görüleceği üzere, yeşil ve mavi renkli bina çatı düzlemleri sadece çatı düzlemine ait olan noktaları barındırmaktadır. Bunun sebebi RANSAC algoritmasının bu düzlemlere yakın ağaç vb. obje bulunmamasından dolayı düzlemleri doğru olarak çıkarmasından kaynaklanmaktadır. Bir başka deyişle RANSAC algoritması sadece düzlemlerin barındığı veri setlerinde düzgün olarak çalışabilmekte fakat düzlemlere yakın ve düzlem planimetrisinde olan ağaç, kablo, araba vb. objelerin olması durumunda ise hatalı çalışmaktadır.



Şekil 57. Veri #5 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Yukarıdaki şekilde hatalı çıkarılan çatı düzleminin I-RANSAC algoritması ile doğru bir şekilde çıkarılması başarmış ve Şekil 58’de sunulmuştur. Şekilden de görüleceği üzere, tüm düzleme ait olmayan aykırı noktalar I-RANSAC algoritması ile yakalanmış ve elimine edilmiştir.



Şekil 58. Veri #5 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

Son olarak noktaların doğru çıkarılıp çıkarılmadığı ise öncelikle RANSAC ile bulunan (Şekil 58) hatalı çatı düzlemleri daha sonra ise iyileştirilmiş RANSAC algoritması ile çıkarılan çatı düzlemlerinin (Şekil 59) Google uydu haritası üzerine yansıtılmasıyla analiz edilmiştir. Bu haritalar genellikle ortofotolardan oluştuğu için noktaların direkt olarak üzerine yansıtılması ile noktaların çatı sınırlarında kalıp kalmaması şeklinde kalite kontrolü uygulanmıştır. Şekil 59’da görüleceği üzere özellikle pembe ve kırmızı renkli iki çatı düzlemi, düzleme ait olmayan noktalarla birlikte RANSAC tarafından çıkarılmıştır.



Şekil 59. Veri #5 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

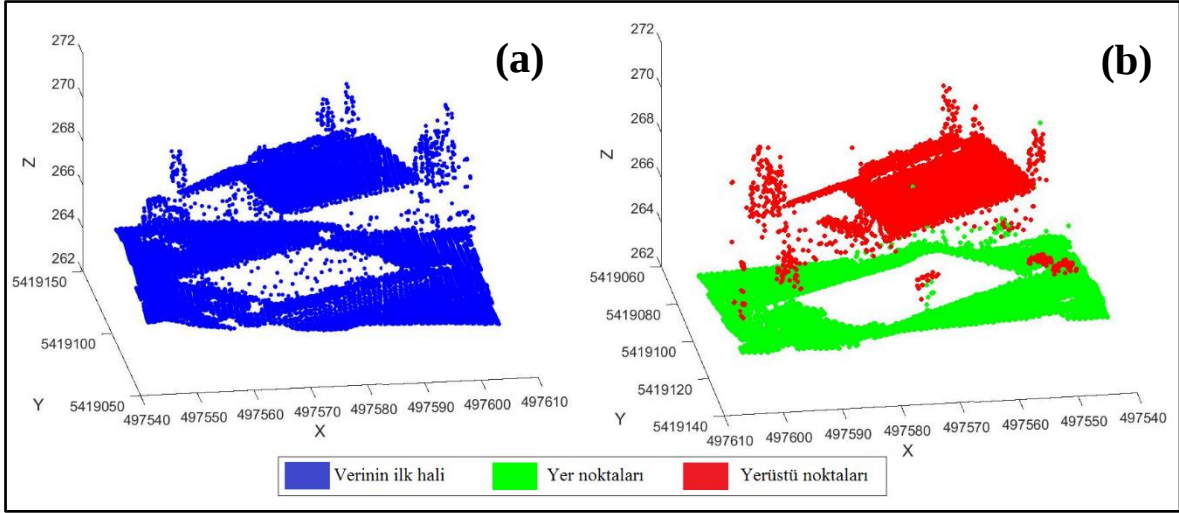
Aşağıdaki şekilde de görüldüğü üzere I-RANSAC algoritması ile sonuçlar sadece çatı sınırları içinde kalan noktaları kapsayacak şekilde çıkmıştır. Bina çatı düzleminin dışında düzlemlere ait tek bir nokta bile bulunmamakta ve binaya çatısına ait bütün noktalar ise düzlem içerisinde bulunmaktadır. Bu da I-RANSAC algoritmasının başarısını göstermektedir (Şekil 60).



Şekil 60. Veri #5 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

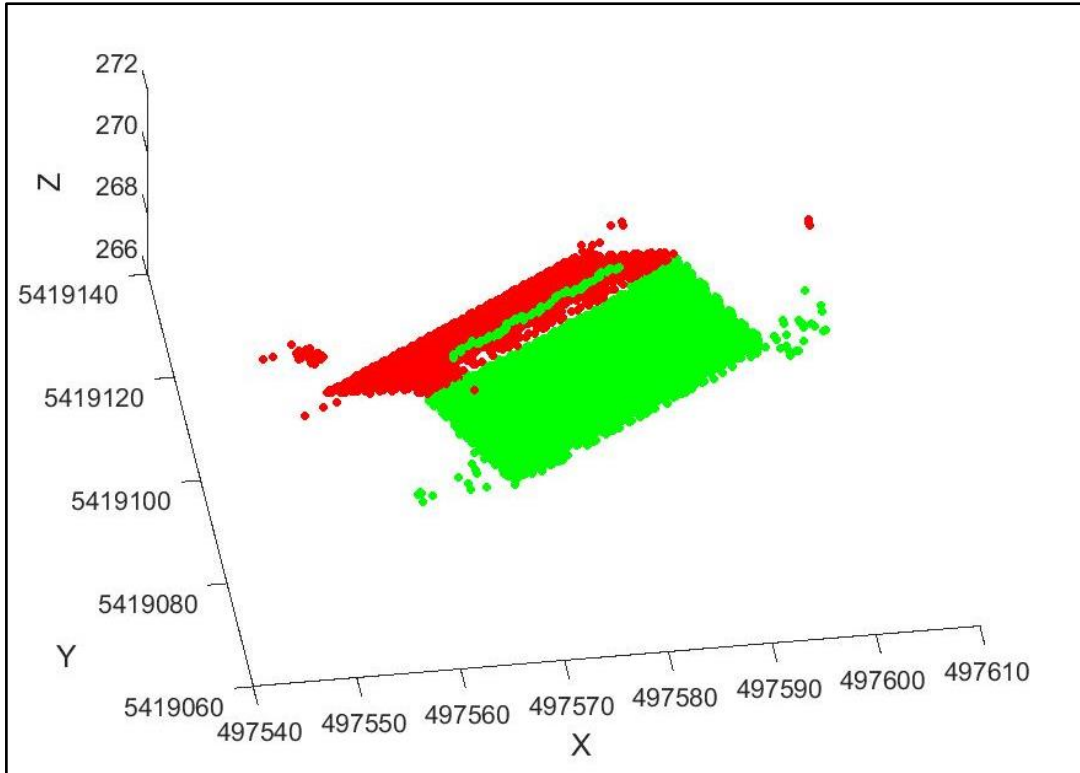
7.2.1.6 Veri #6 İçin Elde Edilen Sonuçlar

6 numaralı veride bir adet bina ve binaya ait iki çatı düzlemi bulunmaktadır. Binanın çevresinde ağaçlar bulunmakta ve büyük oranda bina çatısı ile iç içedirler. Veri #6'ya ait bina çatı düzlemlerini çıkarmak için öncelikli olarak yer ve yerüstü noktalarının ayrımı yapılmış ve şekil 61'de gösterilmiştir. Kırmızı noktalar yerüstü objelerine ait noktaları temsil ederken, yeşil noktalar ise yer yüzeyini temsil etmektedir.



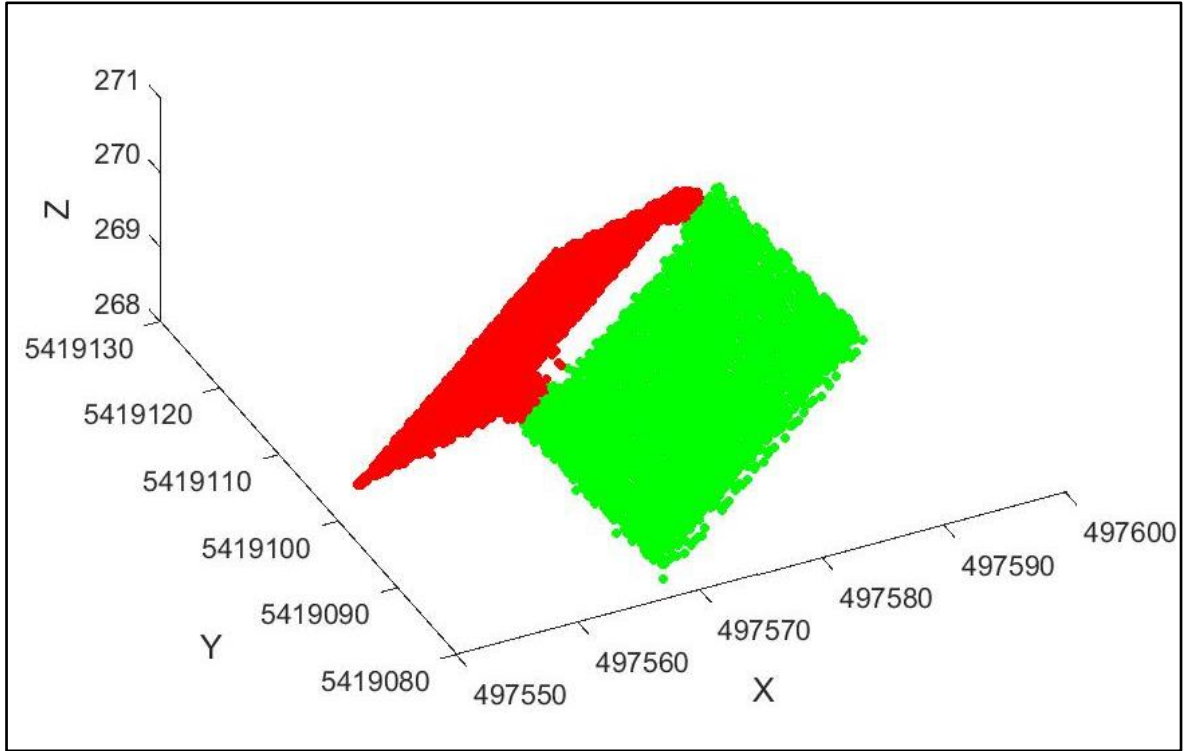
Şekil 61. a) Veri #6, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Yalnızca yerüstü noktalarını kullanarak bina çatı düzlemi çıkarımı işlemi RANSAC tarafından yapılmış ve Şekil 62’de sunulmuştur. Bu sonuca göre binaya çok yakın olan ağaçlardan bazı noktalar sanki bina çatı düzlemi olarak çıkmış, fakat onların şekilden de görüleceği üzere binaya ait olmadığı çok açık ortadadır.



Şekil 62. Veri #6 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Şekil 62’de bina çatı düzlemine ait olmayan noktaları elimine etmek için tezde I-RANSAC algoritmasını iyileştirmek için kullanılan algoritma işleme sokulmuş ve işlem sonucu aşağıdaki şekilde gösterilmiştir (Şekil 63). Şekil 63’den de görüldüğü üzere bina çatı düzlemi sadece binaya ait olan noktalardan oluşmakta olup yukarıda şekilde gösterilen aykırı değerlerden temizlenmiştir.



Şekil 63. Veri #6 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

Klasik RANSAC algoritması ve I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina düzlemleri aşağıdaki şekillerde Google uydu fotoğraf servisi üzerine aktarılmış ve kalite kontrol yöntemi uygulanmıştır. Bu sonuca göre şekil 64’de bulunan binaya ait olmayan noktalar açıkça görülmektedir.



Şekil 64. Veri #6 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

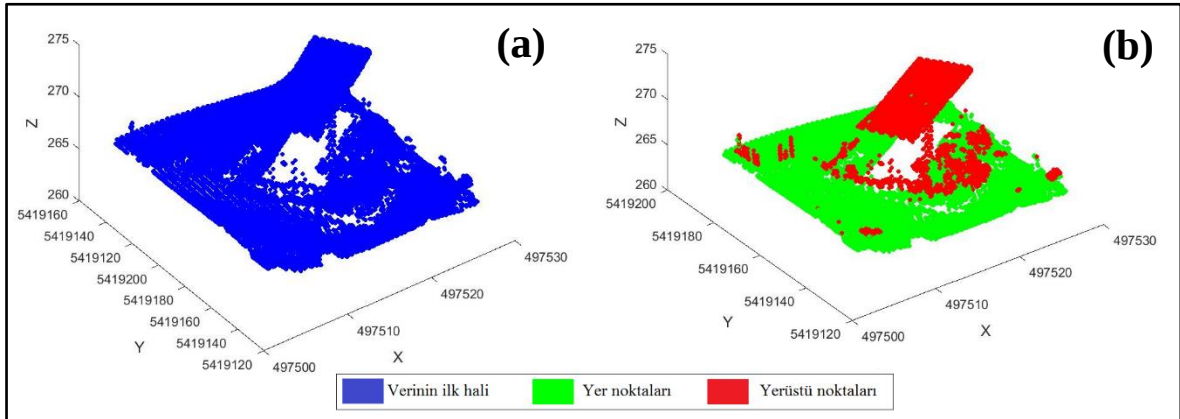
Son olarak şekil 65’de I-RANSAC algoritması ile elde edilen bina çatı düzlem sonuçları Google uydu fotoğraf servisi üzerine yansıtılmış ve incelenmiştir. Görüldüğü üzere, iyileştirilen RANSAC algoritması ile çıkarılan düzlemlere ait bütün noktalar bina çatı sınırlarında kalmış ve bina çatı sınırı dışında herhangi bir nokta düzlem olarak çıkarılmamıştır.



Şekil 65. Veri #6 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

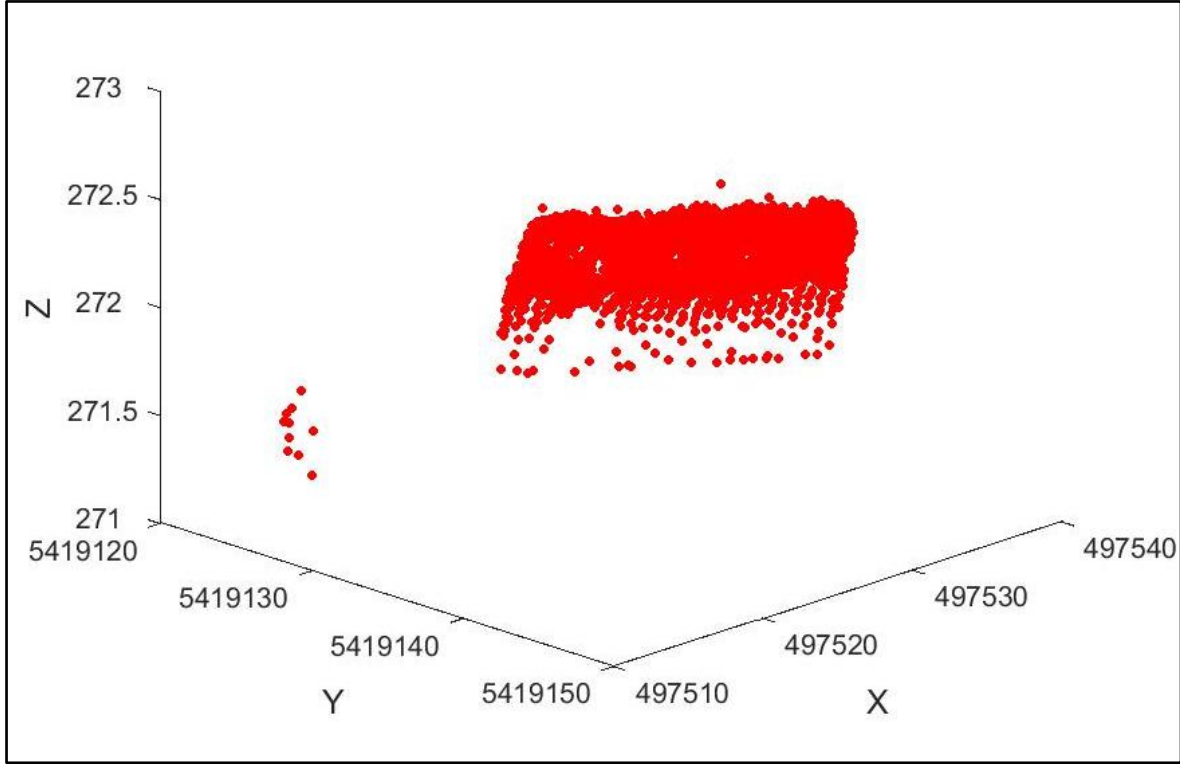
7.2.1.7. Veri #7 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Veri #7’de diğer verilere kıyasla farklı olarak bir bina ve bu binaya ait bir çatı düzlemi bulunmaktadır. Yer ve yerüstü noktalarının ayrımı yapılmış olarak veri şekil 66b’de gösterilmiştir. Yine bu binanın çevresinde de ağaçlar bulunmaktadır.



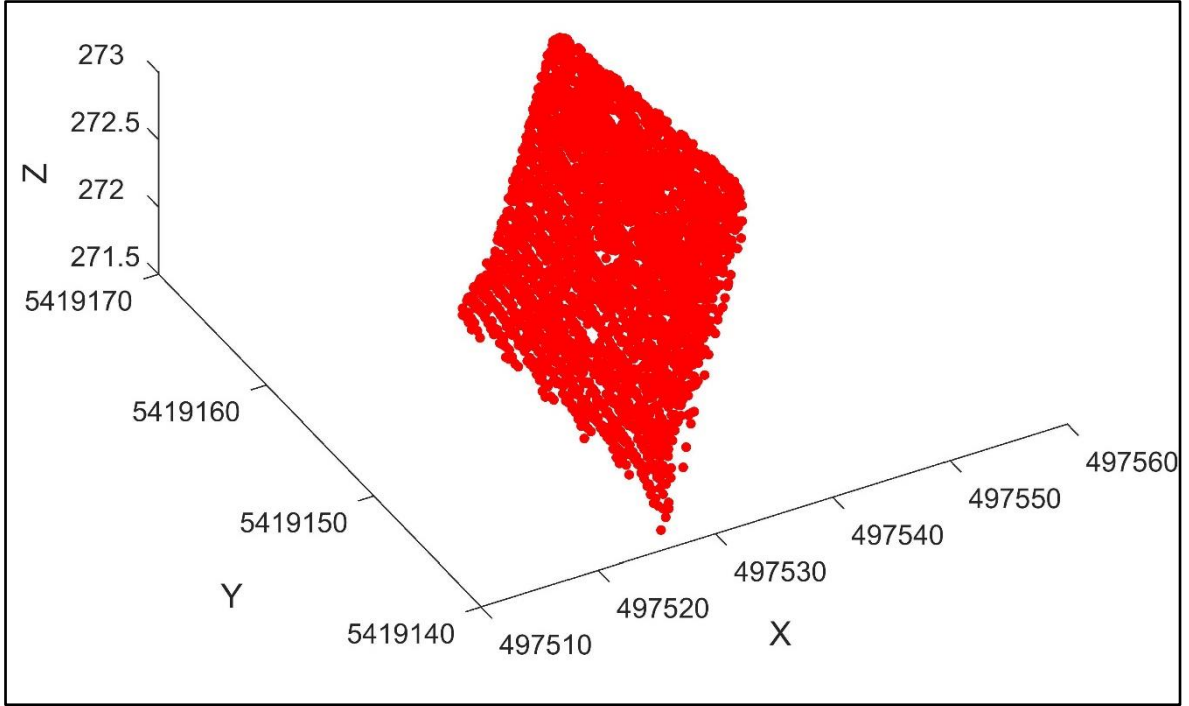
Şekil 66. a) Veri #7, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Şekil 67’de veri #7 için yalnızca yerüstü noktaları kullanılarak RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemi gösterilmiştir. Bu sonuca göre bina çatısına uzak noktaların da bina çatı düzlemi gibi çıkarılmış olduğu açıkça görülmektedir.



Şekil 67. Veri #7 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

I-RANSAC iyileştirme algoritması ile yukarıda görülen bina çatı düzlemine uzak ve binaya ait olmayan noktalar çıkarılmış ve sadece binaya ait olan noktalar kalmıştır. Elde edilen sonuçlar şekil 68’de gösterilmiştir. Bu sonuçlara göre bina noktaları sadece bina sınırları içinde kalacak şekilde çıkarıldığı görülmektedir.



Şekil 68. Veri #7 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

Öncelikli olarak yalnızca klasik RANSAC algoritması kullanılarak çıkarılan çatı düzlemleri Google uydu fotoğraf servisi üzerine aktarılmış ve elde edilen hatalı sonuçlar daha net bir biçimde görülmüştür. Şekilde 69'dan da görüleceği üzere bina çatı düzlemine ait olmayan ve veride uzakta bir ağaçtan gelen noktalar düzleme ait noktalar olarak klasik RANSAC algoritması tarafından çıkarılmıştır



Şekil 69. Veri #7 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

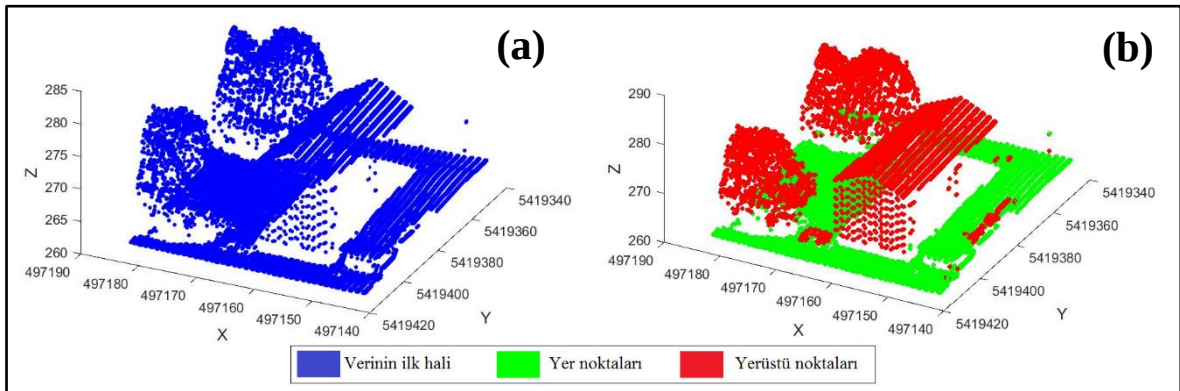
Şekil 70’te I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemi Google uydu fotoğrafı üzerine aktarılmış ve elde edilen bu yansıtma sonucuna göre bina çatısının düzgün olarak çıkarıldığı, bina çatısına ait olmayan tek bir noktanın dahi bulunmadığı gözlemlenmiştir. Bu durum geliştirilen bina çatı düzlemi çıkarım algoritmasının güvenilirliğini göstermektedir.



Şekil 70. Veri #7 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

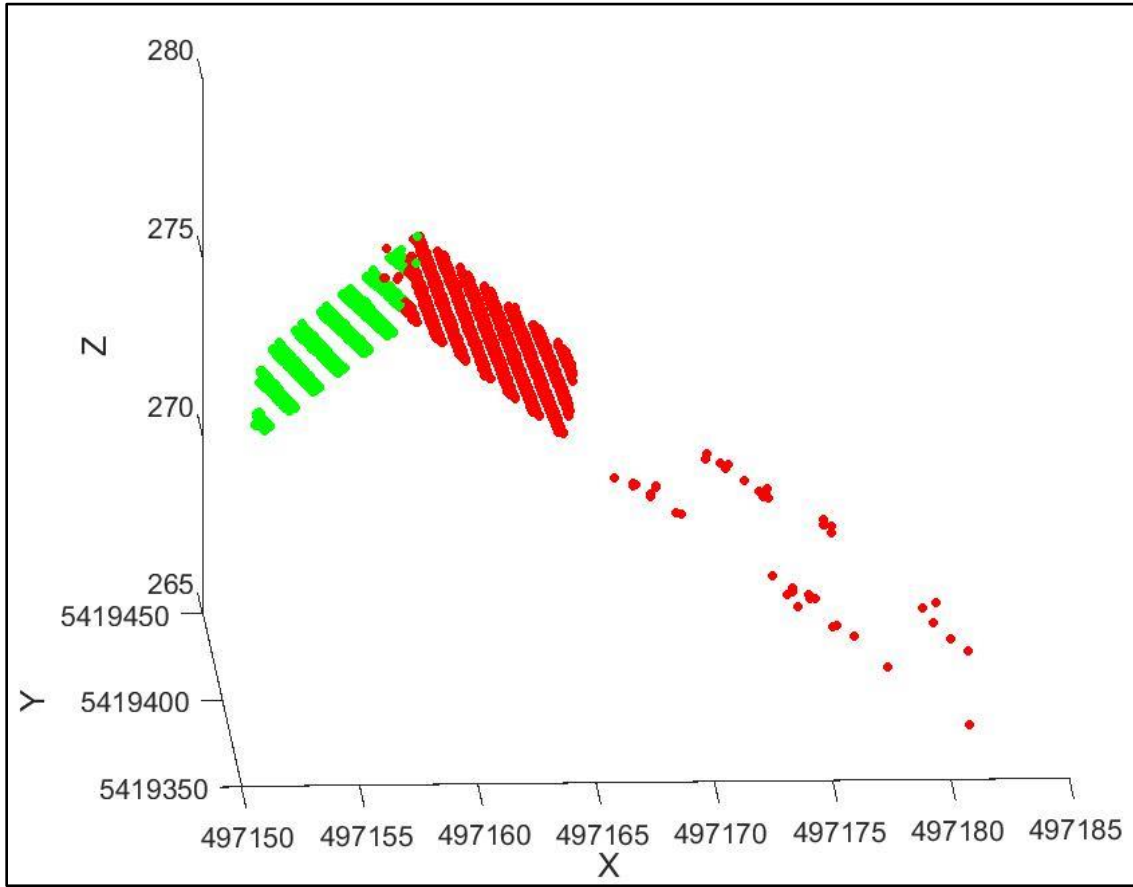
7.2.1.8. Veri #8 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Tekli binalarda son olarak veri #8’de bir adet bina ve ona ait iki adet farklı oryantasyona sahip bina çatı düzlemi bulunmaktadır. Bina çatı düzlemlerini çıkarmadan önce veri yer ve yerüstü noktalar olmak üzere iki gruba ayrılmış ve Şekil 71’de gösterilmiştir. Burada mavi noktalar verinin ilk halini, kırmızı noktalar yerüstü objelere ait noktaları ve yeşil ise yer yüzeyine ait noktaları göstermektedir.



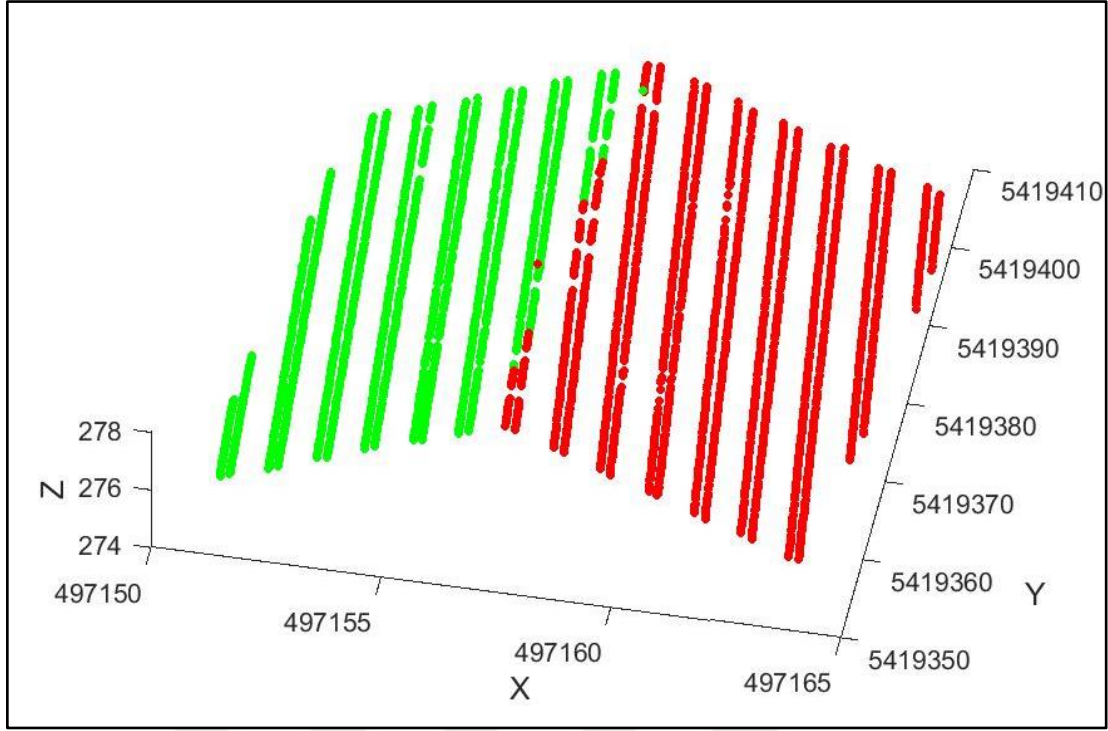
Şekil 71. a) Veri #8, b) yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Üretilen yerüstü noktalarını kullanarak RANSAC algoritması ile bina çatı düzlemleri çıkarılmış ve aşağıdaki şekilde gösterilmiştir (Şekil 72). Şekil 72’den görüldüğü üzere çatı düzlemlerine ait olmayan ve binadan uzakta bulunan noktalar da çatı düzlemi olarak çıkmıştır. Bu noktalar yoğunlukla bina çevresinde bulunan ağaçlara aittir. Özellikle kırmızı ile gösterilen bina çatı düzlemi yanında iki adet bulunan ağaç, RANSAC ile düzlem çıkarımını olumsuz yönde etkilemiştir.



Şekil 72. Veri #8 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

RANSAC algoritması ile elde edilen hatalı sonuçlar geliştirilen bina çatı çıkarımı RANSAC iyileştirme algoritması ile doğru bir şekilde çıkarılmış ve Şekil 73’de gösterilmiştir. Şekilden görüleceği üzere bina çatı düzlemleri sadece bina çatılarından oluşmakta ve aykırı değerler bulunmamaktadır.



Şekil 73. Veri #8 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

Yukarıda elde edilen sonuçlar binaya ait olmayan verilerin nereden geldiğine dair Google uydu haritaları üzerine iz düşürülmüştür (Şekil 74). Uydu fotoğraf servisi ağaç yapraklarının döküldüğü zamana ait olsa da, düzleme ait olmayan noktaların bu ağaçlardan geldiği turuncu çemberle işaretli kısımda açıkça görülmektedir.



Şekil 74. Veri #8 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

Bina çatı çıkarımı için I-RANSAC algoritması ile elde edilen sonuçlar Google uydu fotoğraf haritaları üzerine aktarılmış ve kalite kontrolü yapılmıştır. Bu sonuçlara göre bina noktaları sadece çatı üzerinde olup uzakta ve binaya ait olmayan herhangi bir nokta görülmemektedir. Aşağıdaki şekilde yapılan kalite kontrol yöntemine göre I-RANSAC algoritmasının iyi sonuçlar verdiği aşikârdır.



Şekil 75. Veri #8 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

7.2.2. Çoklu Bina İçeren Veriler İçin Sonuçlar

Tekli bina içeren nokta bulutundan oluşan veri setlerinin incelenmesinden sonra algoritma daha fazla bina ve çatı düzlemi bulunduran verilerle test edilmiştir. Bu amaçla 3 adet alan üzerinde algoritma çalıştırılmıştır. Bu 3 alana ait veriler *IndianaPolis LiDAR* veri seti (Open Topography Facility with support from the National Science Foundation (2018)) (URL-7) ve *Vaihingen*, Germany, veri setinden alınmıştır. Bu veri seti 'ISPRS Test Verisi' olup ISPRS sitesinden indirilmiştir (URL-8). Veri setleri Alan #1, Alan #2 ve Alan #3 olarak adlandırılmıştır. Veri setlerine ait detaylı bilgiler Tablo 9'da ayrıntılı olarak verilmiştir.

İlk veri seti Alan #1 olarak adlandırılmış ve bu veri seti 5 adet farklı bina ve onların çatı düzlemlerinden oluşmakta, Alan #2 adlı veri seti yine 4 adet binaya fakat 6 adet çatı düzlemine sahip olmakta ve Alan #3 ise 5 adet bina ve 6 adet çatı düzlemine sahiptir. Alt başlıklarda bu veri setlerine ait sonuçlar ayrıntılı olarak gösterilmiş ve elde edilen bulgular irdelenmiştir.

Tablo 9. Bina veri çıkarma işleminde kullanılan Alan #1, #2, ve #3 LiDAR verileri

Adı	Alan #1	Alan #2	Alan #3
# nokta sayısı	24196	31068	49143
# bina sayısı	5	4	5
# bina çatı düzlemi	5	7	6
Nokta yoğunluğu	2.39	3.95	7.21
Alan Boyutları	~76×133 m	~129×61 m	~92×73 m

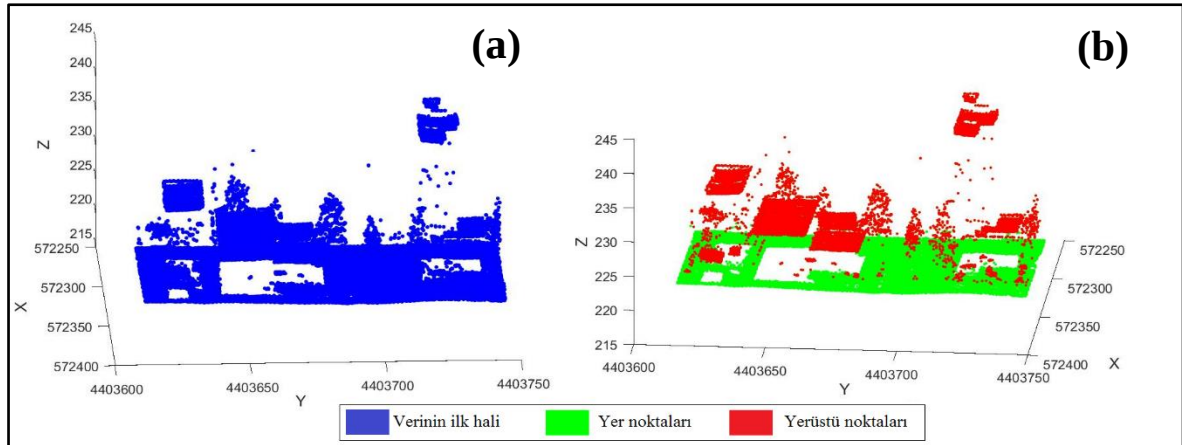
Tablo 10’da ise tüm alanlara ait kullanılan önemli parametreler verilmiştir. Bu tabloda t -eşik değeri RANSAC parametresi için en önemli değer olan düzlemin normal uzaklığına göre ne kadar uzaklıktaki noktaların düzleme katılıp katılmayacağını belirler. vd , değeri I-RANSAC için veride noktalar arası yatay yönde ortalama uzaklığı ve vd değeri ise komşulukta dikey mesafe eşik değerini göstermektedir.

Tablo 10. RANSAC ve I-RANSAC için Alan verileri parametreleri

Parametre	Alan #1	Alan #2	Alan #3
t -eşik değeri	0.40	0.30	0.40
vd	0.50	0.60	0.50
d	0.30	0.30	0.50

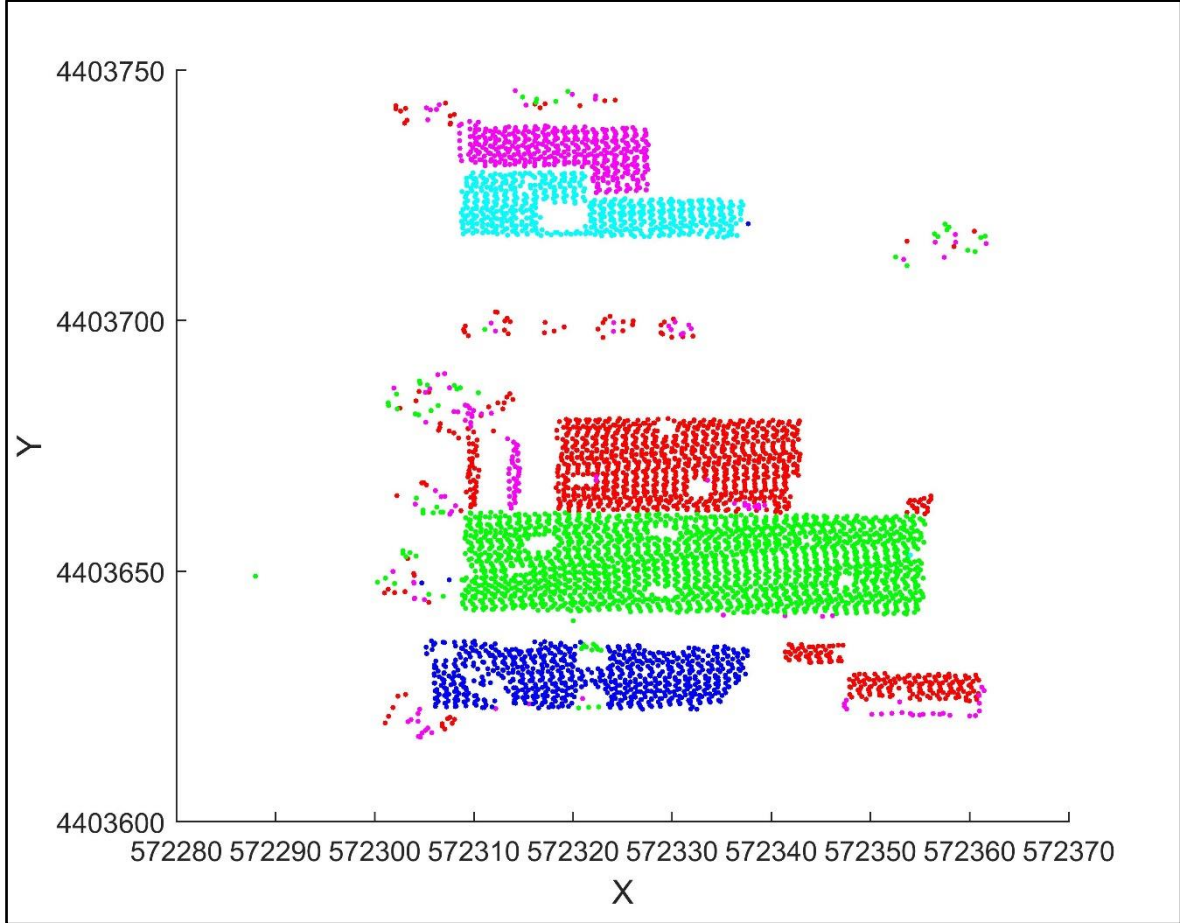
7.2.2.1. Alan #1 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Alan #1 olarak adlandırılan veri setinin orijinal hali ile yer ve yerüstüne ait noktaların sınıflandırılma sonucu şekil 76’da verilmiştir. Bu veri setinde toplamda beş adet bina çatı düzlemi bulunmaktadır. Bütün çatı düzlemleri farklı yükseklikte ve/veya eğimdedir.



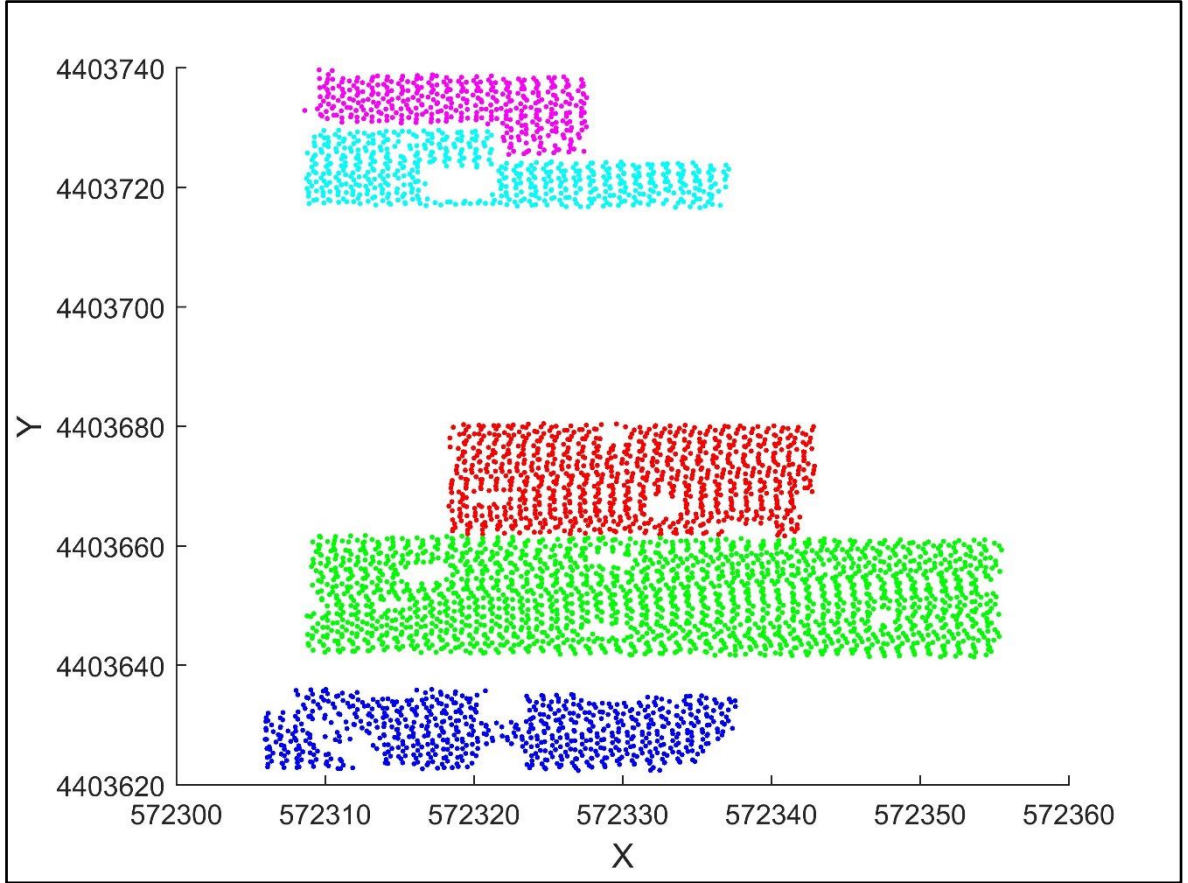
Şekil 76. a) Alan #1 verisi, b) ve verinin yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Elde edilen yer üstü noktaları kullanılarak RANSAC algoritması ile bina çatı düzlemleri çıkarılmış olup Şekil 77’de sunulmuştur. Şekilden görüleceği üzere birçok bina çatısına ait aykırı değerler dikkat çekmektedir. RANSAC algoritması beş çatı düzlemini çıkarsa dahi çatı düzlemine ait olmayan noktaları da düzlem noktası gibi değerlendirmiştir.



Şekil 77. Alan #1 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Şekil 78’den görüleceği üzere bina çatı düzlemleri birçok aykırı değerle birlikte çıkarılmıştır. Bu sorunu düzeltmek için RANSAC algoritmasını iyileştirme amaçlı I-RANSAC algoritmasının tüm düzlemlere uygulanması sonucu düzlemler, düzleme ait olmayan noktalardan temizlenmiştir. Şekil 78’de görüldüğü üzere, I-RANSAC algoritması ile yukarıda bahsi geçen noktalar yok edilmiş ve sadece bina çatı düzlemine ait olan noktalar veri içerisinde bırakılmıştır.



Şekil 78. Alan #1 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

I-RANSAC algoritmasının başarısını ölçmek ve RANSAC algoritmasının hatalı sonuçlarını daha iyi anlamak adına, öncelikle RANSAC algoritması ile elde edilen bina çatı düzlemleri Bing uydu fotoğraf servisi üzerine aktarılmış ve şekil 79’da gösterilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere ağaçlarla kaplı olan yerlerde, genelde düzlem noktalarına ait olmayan ancak düzlem planimetrik uzayında olan noktalar, düzleme ait noktarmış gibi RANSAC algoritması tarafından çıkarılmıştır. Bu ağaçlar bina çatı düzlemlerine oldukça yakın konumdadırlar.



Şekil 79. Alan #1 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

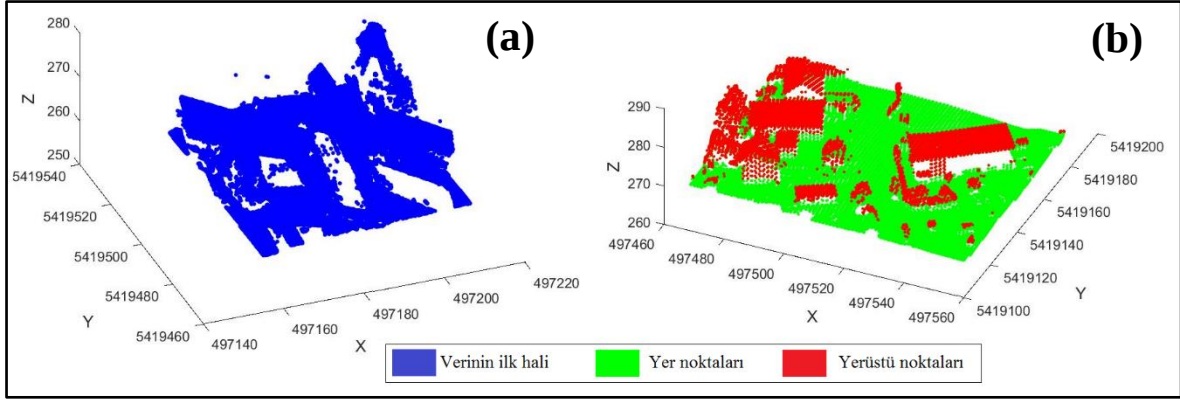
Geliştirilen/iyileştirilen RANSAC algoritmasının RANSAC sonuçlarına uygulanması ile yukarıda ağaçlardan gelen düzleme ait olmayan noktalar elimine edilmiş ve sonuçlar Bing uydu fotoğraf servisi üzerine yansıtılmıştır. Sonuçlardan da görüleceği üzere I-RANSAC algoritması ile sadece bina çatı düzlemine ait olan noktalar kalmış aykırı noktalar elimine edilmiştir (Şekil 80).



Şekil 80. Alan #1 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

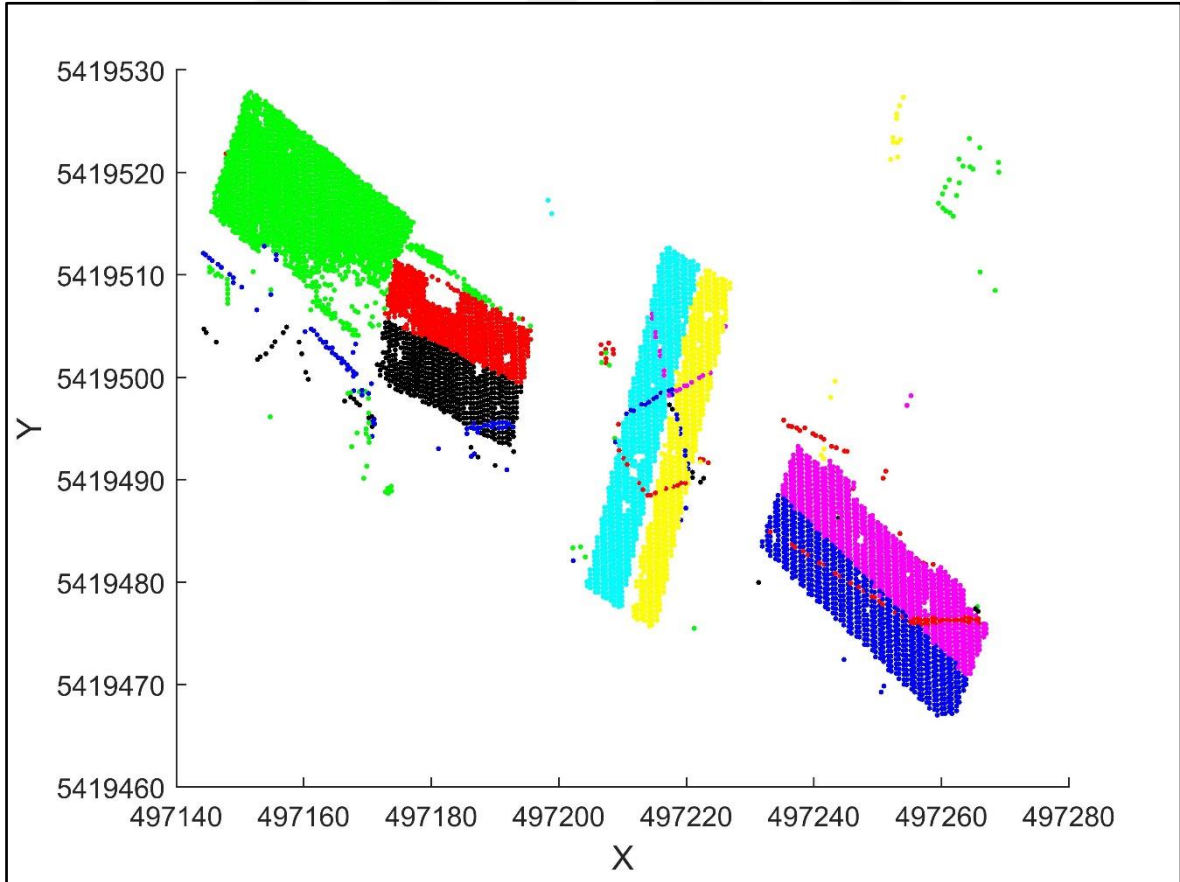
7.2.2.2. Alan #2 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Alan #2 verisi daha öncede belirtildiği gibi 4 farklı bina ve bu binalara ait toplamda 7 adet çatı düzlemi içermektedir. Veri, 1 adet bina bir düz çatıya sahip iken kalan 3 bina 2 adet farklı yönlerde çatı düzlemine sahiptir. Veri öncelikle yer ve yerüstüne ait noktalara ayrımı ile işleme başlanmıştır (Şekil 81).



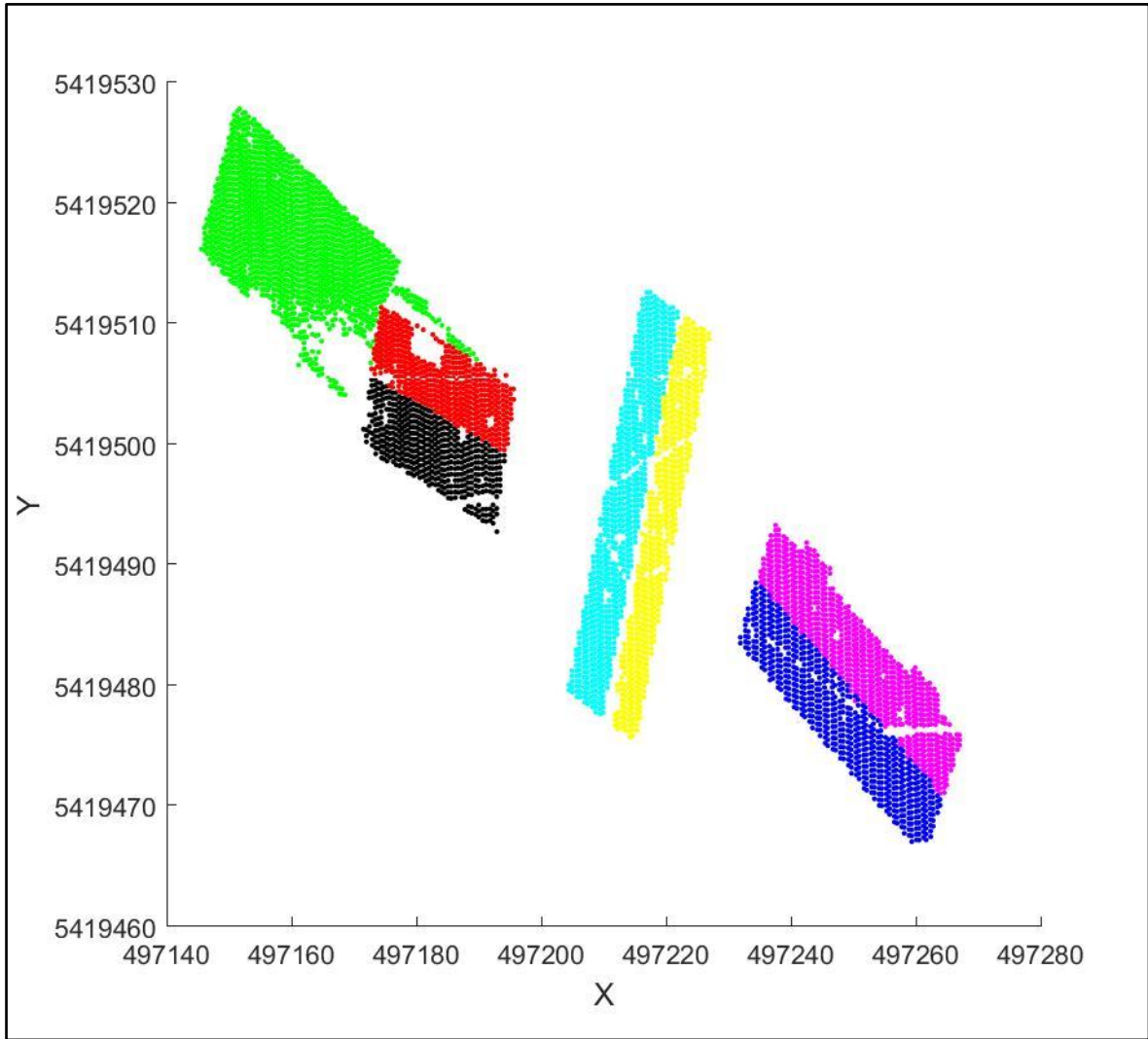
Şekil 81. a) Alan #2 verisi, b) Verinin yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Yerüstüne ait veriler kullanılarak RANSAC algoritması veriler üzerinde koşturulmuş ve aşağıdaki bina çatı düzlem sonuçları elde edilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere her binada bolca gürültü bulunmakta ve bunlar bina çatı düzlemine uzak olsa da düzlem eşitliğine uygun olduğu için çatı düzlemi olarak çıkarılmıştır (Şekil 82).



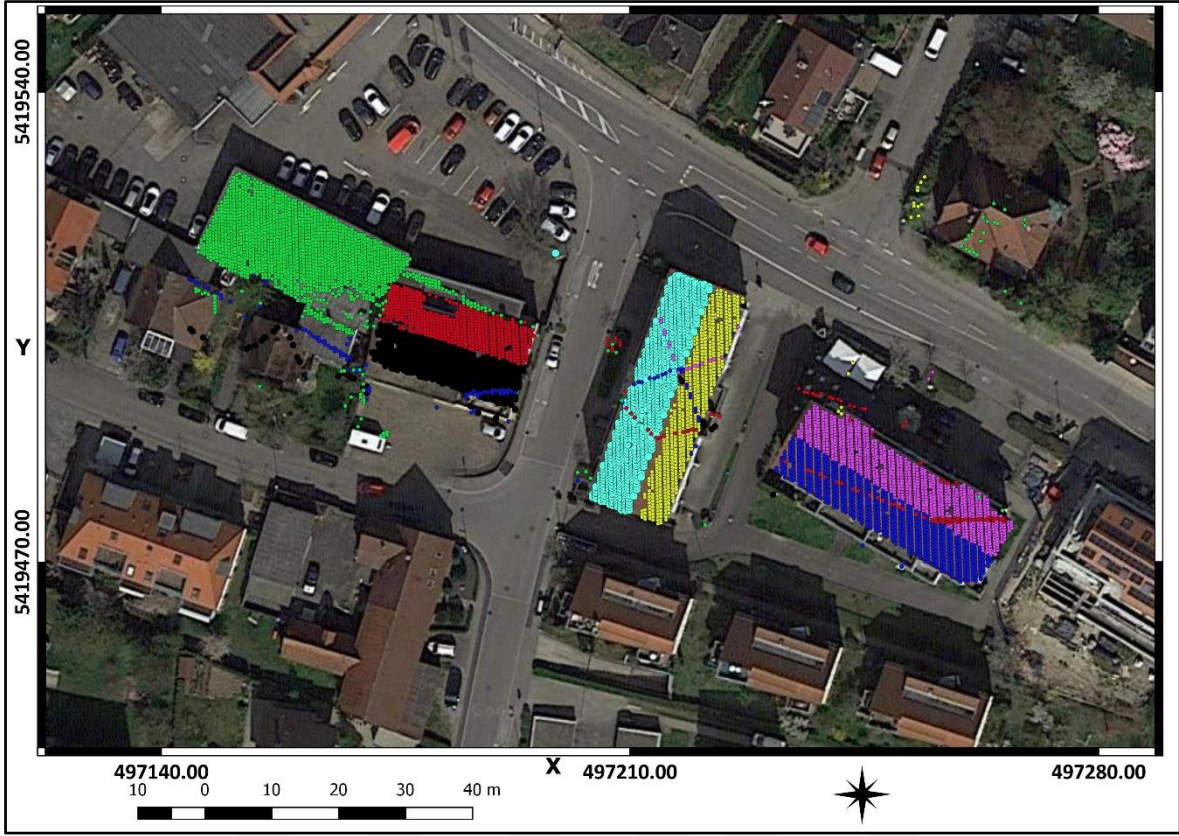
Şekil 82. Alan #2 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Bina çatı düzlemine ait olmayan noktalar I-RANSAC algoritması ile temizlenmiş ve şekil 83’de sunulmuştur. Bu sonuçlara göre yukarda bina çatı düzleminde uzakta olan noktalar ve düzleme ait olmayan noktalar elimine edilmiştir.



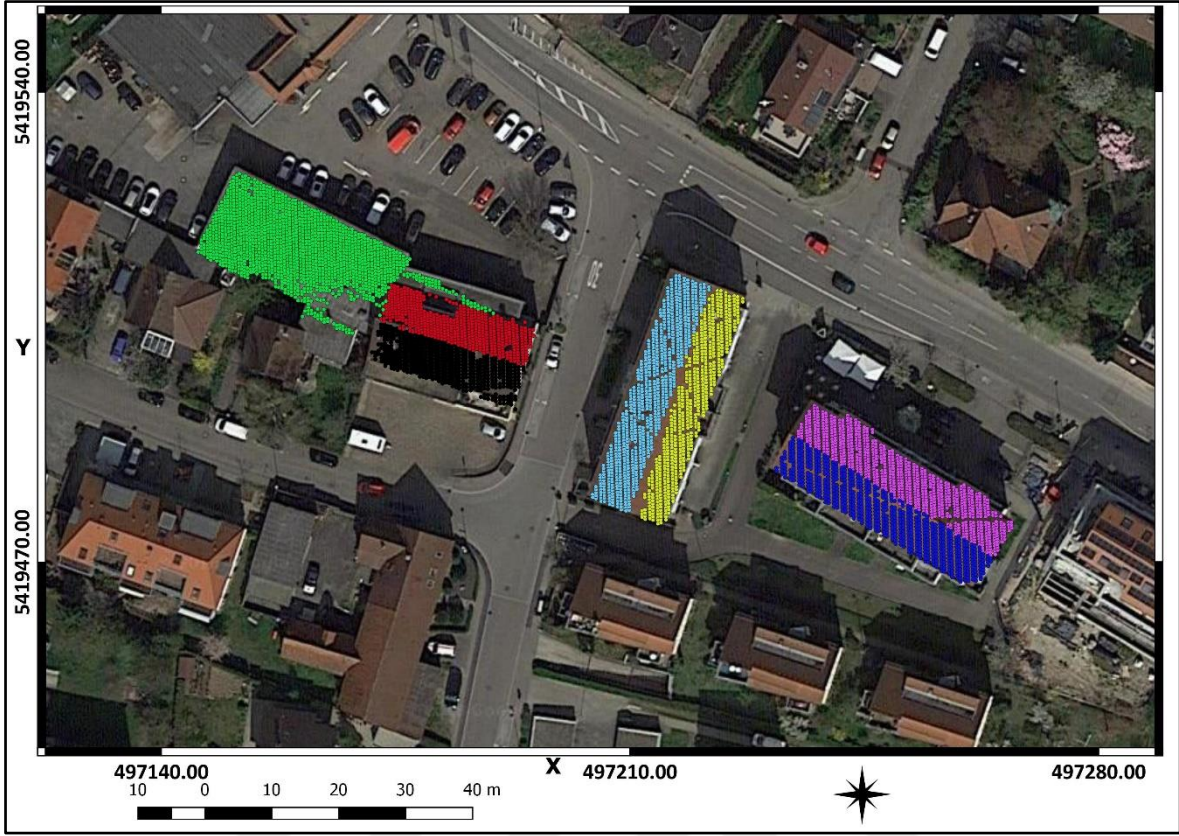
Şekil 83. Alan #2 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

Elde edilen sonuçlar görsel kalite kontrol yöntemi ile analiz edilmiştir. Öncelikli olarak RANSAC algoritması ile elde edilen sonuçlar Google uydu fotoğraf servisi üzerine aktarılmıştır. Şekil 84’de görüleceği üzere bina çatı düzlemine ait olmayan, çevredeki farklı bina, ağaç ve araçlara ait noktalar düzlem planimetrisine uygun olduğu için düzleme dahilmiş gibi RANSAC algoritması tarafından çıkarılmıştır.



Şekil 84. Alan #2 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

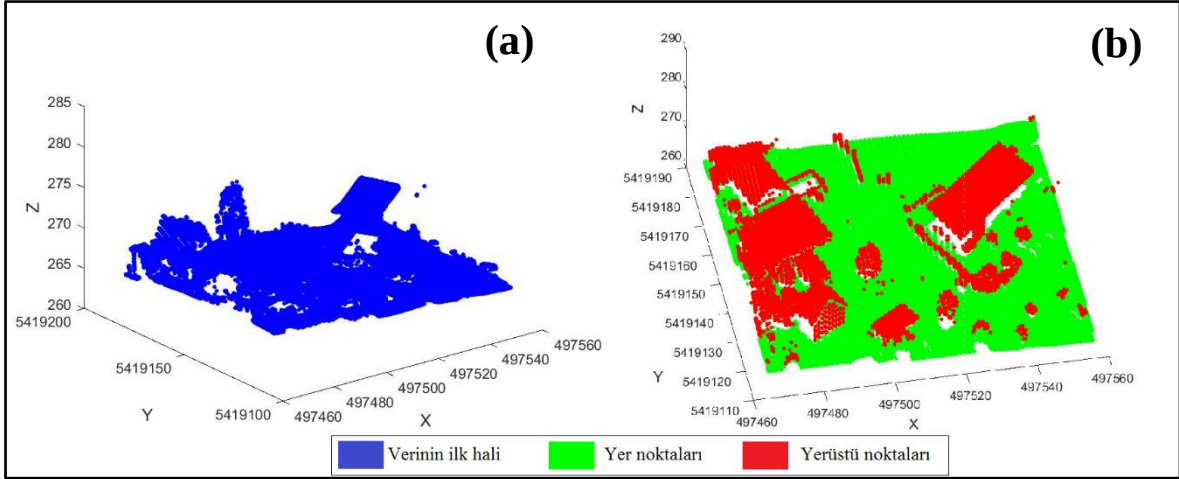
Yukarıdaki şekilde hatalı sonuçlara karşın, I-RANSAC algoritmasının veriye uygulanması ile sadece düzleme ait olan noktalar veriden çıkarılmış ve Google uydu fotoğraf servisi üzerine aktarılarak analiz edilmiştir (Şekil 85). Bu veri setinde, sadece yeşil ile gösterilen bina çatı düzlemine ait noktaların diğer bina düzlemine doğru devam ettiği görülmüştür. Bunun sebebi, yeşil renk ile gösterilen binanın aslında kırmızı çatılı binanın altında devam etmesinden kaynaklandığı ayrıntılı inceleme ile anlaşılmıştır.



Şekil 85. Alan #2 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

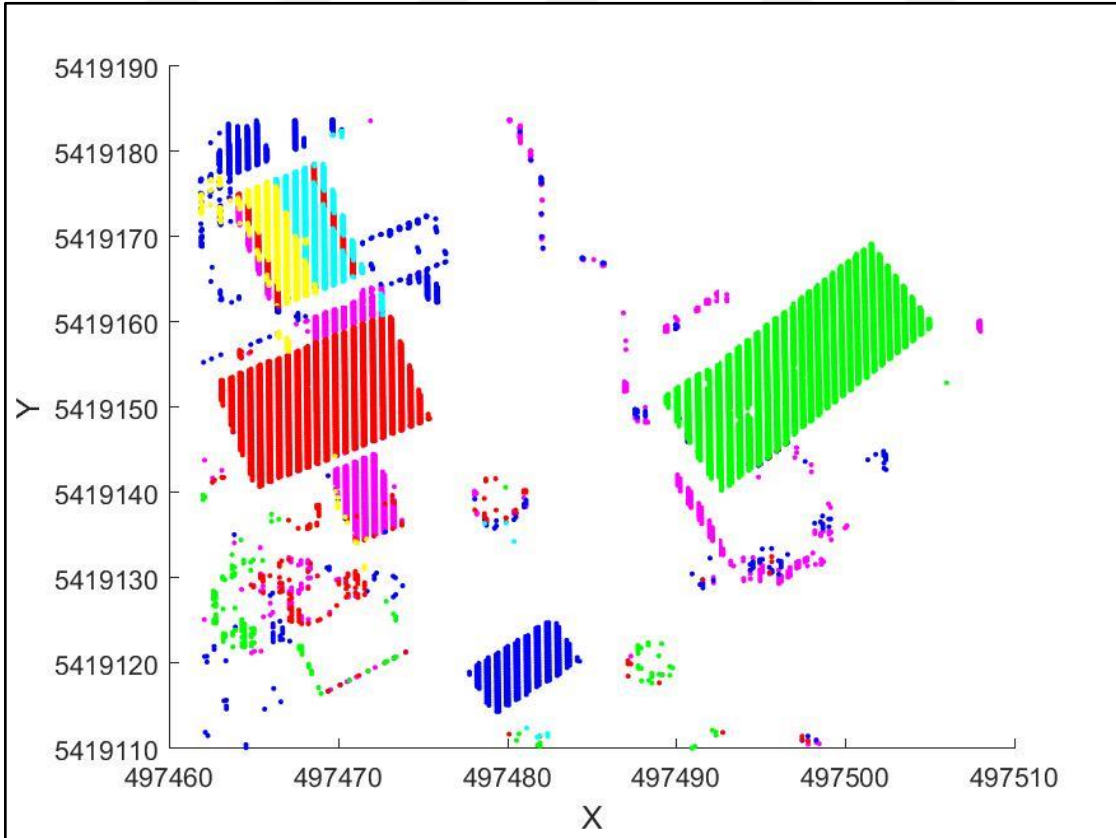
7.2.2.3. Alan #3 İçin Elde Edilen Sonuçlar

Bu çalışmanın son veri seti olan ve Alan #3 olarak adlandırılan veri setinin ilk hali ile yer ve yerüstü noktalar olarak ayrıştırılmış hali Şekil 86’da gösterilmiştir. Yer üstü noktaları (kırmızı) başarılı bir şekilde çıkarılmıştır. Bu veride daha önceden bahsedildiği üzere 5 adet bina ve bu binalara ait toplamda 6 adet farklı bina çatı düzlemi bulunmaktadır.



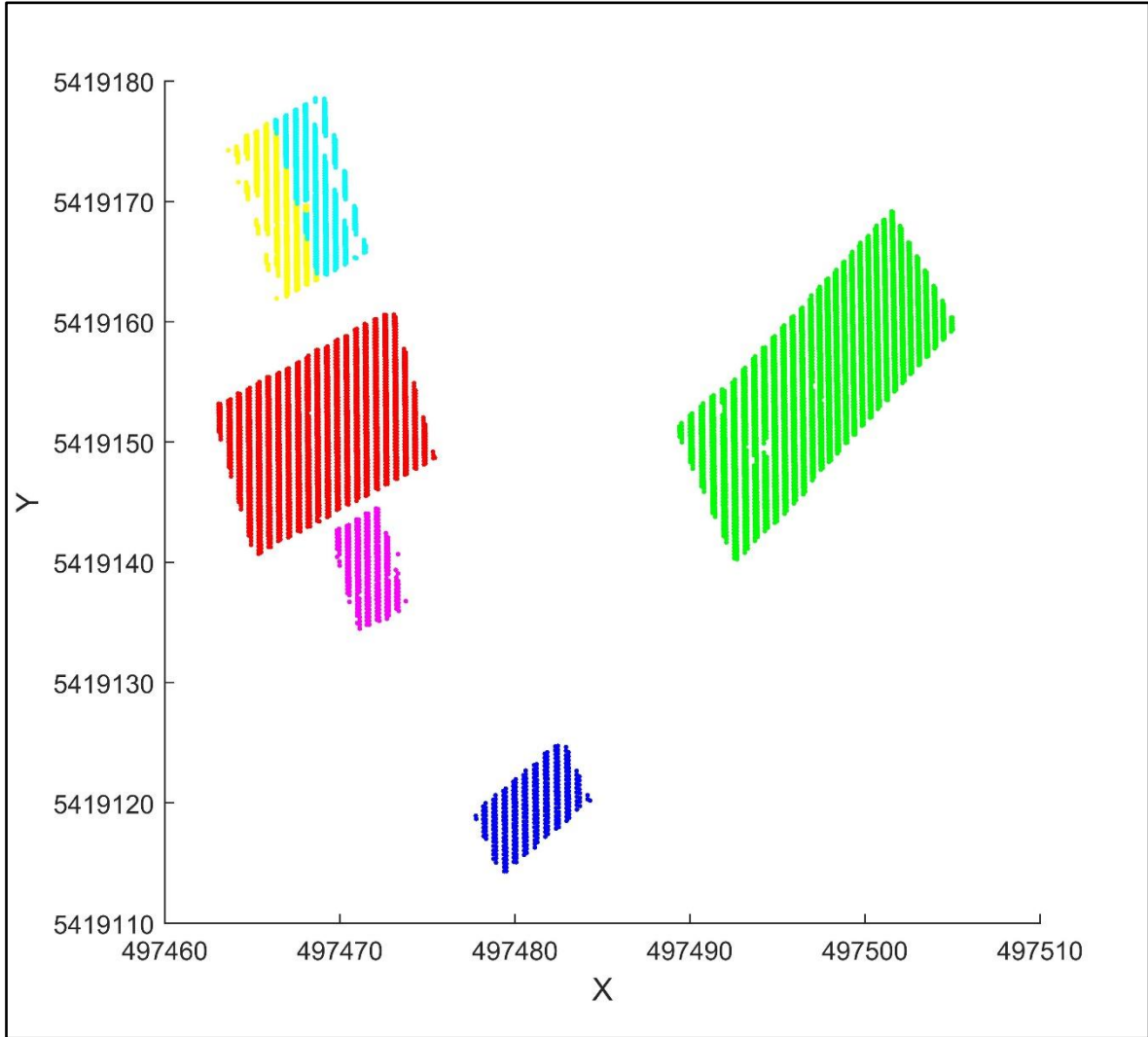
Şekil 86. a) Alan #3 verisi, b) Verinin yer ve yerüstü noktalarının ayrımı

Veri setinden sadece yerüstü noktaları kullanılarak bina çatı düzlemleri RANSAC algoritması ile çıkarılmış ve Şekil 87’de sonuçlar gösterilmiştir. Şekilden de açıkça görüleceği üzere RANSAC bütün düzlemleri hatalı çıkarmış ve düzleme ait olmayan birçok nokta düzlem noktası olarak çıkarılmıştır.



Şekil 87. Alan #3 için bina çatı düzlemlerinin RANSAC algoritması ile çıkarımı

Şekil 88’de I-RANSAC algoritması ile bina çatı düzlemleri sadece binaya ait noktaları içerecek şekilde çıkarılmış ve sunulmuştur. İlgili şekilden anlaşılacağı üzere bina çatı düzlemleri genellikle dikdörtgen kare gibi geometrik şekillerde olmaktadır ve aşağıdaki şekilde de bina çatı düzlemleri sadece bu geometrik özelliklere benzer şekilde kalmıştır. Bu durum I-RANSAC algoritmasının başarılı bir şekilde uygulandığını göstermektedir.



Şekil 88. Alan #3 için bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC algoritması ile çıkarımı

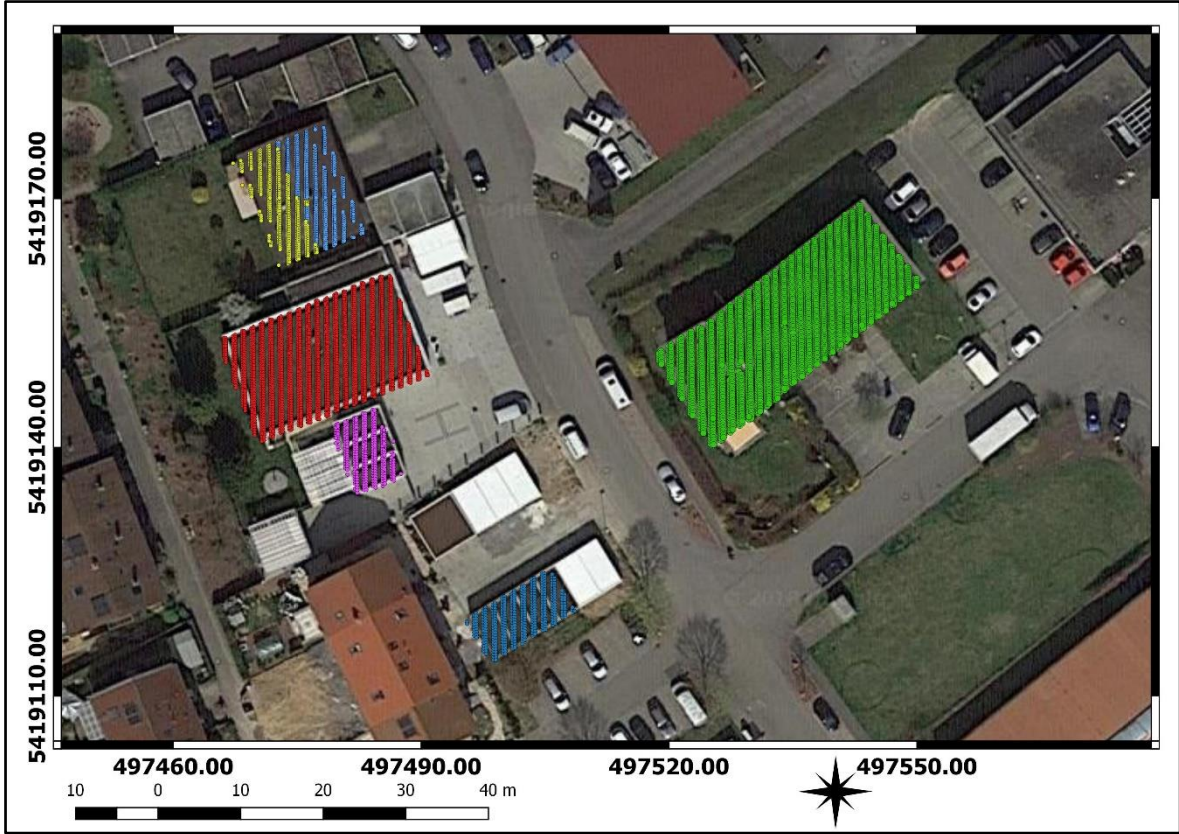
Üretilen sonuçları daha ayrıntılı incelemek adına Google uydu fotoğraf servisi üzerine yansıtılan sonuçlardan ilk önce RANSAC algoritma sonucu aşağıdaki şekilde verilmiştir. Şekil 89 incelendiğinde, bina çatı düzlemine ait olmayan ve çevredeki küçük düzlem ve/veya ağaçlara ait noktalar çatı düzlemine ait noktalar gibi çıkarılmıştır. Bu daha önceden de bahsedildiği üzere aykırı noktaların düzlem eşitliği ve önceden belirlenen düzlem normal

eşğinin altında bulunması, bir başka ifadeyle, düzlemi sonsuz bir şekil olarak algıladığı için düzlemin devamında olmasından kaynaklanmaktadır.



Şekil 89. Alan #3 için RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

I-RANSAC algoritması ile elde edilen sonuçların Google uydu fotoğraf servisi üzerine yansıtılması ile elde edilen sonuçlar ise Şekil 90’da verilmiştir. Şekilden de anlaşılabacağı üzere, sadece düzleme ait noktaların algoritma tarafından çıkarıldığı açıkça görülmüştür. Bu görüntüler I-RANSAC algoritmasının başarısının kanıtıdır.



Şekil 90. Alan #3 için I-RANSAC algoritması ile çıkarılan bina çatı düzlemlerinin Google uydu haritaları üzerinde gösterimi

7.3. Nicel Kalite Kontrol Yöntemi ile Sonuçların İrdelenmesi

I-RANSAC algoritması ile elde edilen sonuçlar eğer verilerin koordinat bilgisi biliniyorsa, Google uydu haritaları üzerinden bina çatılarının düzlemlerinin sınırlarının manuel olarak sayısallaştırılması ve elde edilen bina çatı düzlem çıkarım noktalarının bu sınır ile karşılaştırılması ile gerçekleştirilmiştir. Manuel olarak bina çatı düzlem sınırını çıkarma ve sonuçların karşılaştırılma işlemi QGIS Desktop 2.18.18 versiyonu olan program kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Doğruluk (P), Hassasiyet (R) ve F-puanı mümkün olan veriler için hesaplanmış ve Tablo 10 ve 11’de sunulmuştur.

Tablo 11. Tekli bina içeren veri için sayısal kalite kontrol sonuçları

Veri Adı	Düzlem no	Doğruluk (P)	Hassasiyet (R)	F-Puanı
Fusa	Düzlem 1	0.974	0.999	0.987
	Düzlem 2	0.985	0.995	0.990
	Düzlem 3	0.931	1.000	0.964
	Düzlem 4	0.860	1.000	0.925
	Genel Ortalama	0.937	0.999	0.966
Veri 5	Düzlem 1	0.971	0.991	0.981
	Düzlem 2	0.963	0.987	0.975
	Düzlem 3	0.990	0.992	0.996
	Düzlem 4	0.991	0.982	0.986
	Genel Ortalama	0.979	0.988	0.984
Veri 6	Düzlem 1	0.990	0.994	0.995
	Düzlem 2	0.990	1.000	0.999
	Genel Ortalama	0.990	0.997	0.997
Veri 7	Düzlem 1	0.973	0.999	0.986
	Genel Ortalama	0.973	0.999	0.986
Veri 8	Düzlem 1	0.920	0.990	0.958
	Düzlem 2	0.990	0.990	0.994
	Genel Ortalama	0.955	0.990	0.976

Tablo 12. Çoklu bina içeren veri için sayısal kalite kontrol sonuçları

Veri Adı	Bina no	Düzlem no	Doğruluk (P)	Hassasiyet (R)	F-Puanı
Alan 1	Bina 1	Düzlem 1	0.999	0.998	0.999
	Bina 2	Düzlem 2	0.941	0.996	0.967
	Bina 3	Düzlem 3	0.996	0.992	0.994
	Bina 4	Düzlem 4	0.972	0.811	0.885
	Bina 5	Düzlem 5	0.998	0.965	0.981
	Genel Ort.		0.981	0.952	0.965
Alan 2	Bina 1	Düzlem 1	0.934	0.994	0.963
	Bina 2	Düzlem 2	0.932	0.992	0.961
		Düzlem 3	0.959	0.990	0.977
		Ortalama bina 2	0.942	0.994	0.967
	Bina 3	Düzlem 4	0.990	0.990	0.990
		Düzlem 5	0.988	0.995	0.991
		Ortalama bina 3	0.993	0.990	0.990
	Bina 4	Düzlem 6	0.991	0.990	0.994
		Düzlem 7	0.990	0.990	0.990
		Ortalama bina 4	0.995	0.990	0.990
	Genel Ort.		0.969	0.992	0.981
Alan 3	Bina 1	Düzlem 1	0.997	0.998	0.997
	Bina 2	Düzlem 2	0.993	0.997	0.995
	Bina 3	Düzlem 3	0.978	0.994	0.986
	Bina 4	Düzlem 4	0.939	0.980	0.959
	Bina 5	Düzlem 5	0.992	1.000	0.996
		Düzlem 6	0.953	0.964	0.959
		Ortalama Bina 5	0.973	0.982	0.977
	Genel Ort.		0.975	0.989	0.982

Tablo 11 ve 12’den de görüleceği üzere tekli ve çoklu bina çatı düzlemleri veri setlerinde bütün bina çatı düzlemlerinin I-RANSAC ile çıkarılması sonucu elde edilen hassasiyet, doğruluk ve F-puanı genel olarak 0.95’in üzerinde olmuştur. Bu sonuçlar geliştirilen I-RANSAC algoritması ile güvenilir sonuçlar elde edildiğini ve bina çatı düzlemlerinin LiDAR verisinden güvenilir bir şekilde çıkarıldığını göstermektedir.



8. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasının asıl amacı, bina çatı düzlemlerinin başarılı bir şekilde tespit edilmesi ile binaların güncel durumu varsa kaçak yapılaşma vb. durumlarının uzaktan algılama yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilmesidir. Bina çatı düzlemleri klasik 2B fotoğraflardan çıkarılacağı gibi, LiDAR teknolojisi ile elde edilen 3B nokta bulutu verileri kullanarak da yapılabilmektedir. LiDAR teknolojisi 3B veriyi klasik fotogrametrik yöntemlerden, yüksek oranda bindirmeli hava fotoğrafları kullanılarak elde edilen 3B nokta verisinden, daha hızlı ve güvenilir şekilde gece gündüz veri toplayabilen bir teknolojidir. Bu sebeple bina çatı düzlemi çıkarımlarında LiDAR verisi son yıllarda sıkça kullanılmaktadır. LiDAR verisi kullanarak bina çatı düzlemi çıkarma/yakalama çalışmaları harita ve bilgisayar mühendisliği alanlarında son yılların en popüler konularından biridir.

Bina çatı düzlemi çıkarma işlemlerinde ilk sorun, yer yüzeyinin düzlem olması ve veriden ayrılması gerekliliğidir. Bu ayrımı işlemdeki amaç bina çatı düzlemlerini çıkarırken bir düzlem olan yerinde çıkarılma ihtimalidir. Bu amaçla yer ve yerüstü noktaların ayrılması ve sadece yerüstü noktaları kullanılarak bina çatı düzlemlerinin çıkarılması gerekmektedir. Yer ve yerüstü noktalarını LiDAR verisinde sınıflandıran ve yer noktalarını kullanarak SYM modeli oluşturan birçok algoritma bulunmaktadır. Bu çalışmada yeni bir sınıflandırma algoritması geliştirilmiş ve LiDAR verilerinden bina çatı çıkarmının işlemine geçilmeden önce bu sınıflandırma yöntemi verilere uygulanmıştır. Böylece LiDAR verisinden sadece yerüstüne ait noktalar kullanılarak bina çatı düzlem çıkarma işlemleri adımına geçilmiştir. Bu sınıflandırma yöntemi belirli bir pencere aralığında noktalar arası Z mesafesini ölçme ve yorumlama üzerine kuruludur. Elde edilen yer noktalarına ait sonuçlar, SYM ve/veya DEM yapımında kullanılırken, yerüstüne ait noktalar ise bina, ağaç vb. objelerin tüm sınıftan çıkarılması işlemlerinde kullanılabilmektedir.

Bina çatı düzlemi yakalama veya bir başka deyişle veriden çıkarmada en çok bilinen yöntemlerden biri olan RANSAC algoritması, algoritmanın doğası gereği düzlem eşitliğine uyan verideki her noktayı düzlem noktası olarak çıkarmaktadır. Fakat RANSAC düzlemlerin sonsuz uzayda olduğunu varsayarak düzlem planimetrisinde devam eden her bir noktayı düzleme ait nokta gibi çıkarmaktadır. RANSAC algoritmasında özellikle ağaçlı ve yer üstüne ait bina dışında objelerin bulunduğu alanlarda hatalı sonuçlar verdiği gözlemlenmiş ve bu hataların giderilmesi için bu tez çalışmasında RANSAC algoritmasını iyileştiren bir

model olan ve I-RANSAC adı verilen bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma 8 adet tekli bina ve 3 adet çoklu bina içeren alan veri setlerinde test edilmiş ve sonuçlar doğrultusunda RANSAC algoritmasının çevresinde çok fazla nokta bulunmayan bina çatı düzlemlerini başarılı bir şekilde çıkardığı, ancak çevresinde farklı objelerin noktaları bulunan binaların hepsinde hatalı sonuçlar verdiği, bina çatı düzlemine ait olmayan noktaları da bina çatı düzlemine ait nokta olarak çıkardığı gözlemlenmiştir. RANSAC algoritması ile çıkarılan hatalı düzlem sonuçları, I-RANSAC algoritması ile doğru bir şekilde çıkarılmış ve bina çatı düzlemleri sadece bina çatı düzlemini içeren noktalar kalacak şekilde bulunmuştur. I-RANSAC algoritması bir bölge büyüme algoritmasıdır. Veri özelliğine göre, verideki noktalar arasındaki ortalama düşey ve yatay mesafe değerlerini kullanarak bir eşik değeri oluşturulmuş ve RANSAC ile yakalanan düzlemlere I-RANSAC algoritması, düzlemdeki noktaları eşik değere göre kümeleme yaparak sadece düzlem ait noktaları bulmayı başarmıştır. Eşik değere göre kümeleme sonucundan en yüksek nokta yoğunluğuna sahip küme düzlem olarak belirlenmiştir.

Sonuçların güvenilirliğini test etmek için nitel ve nicel kalite kontrol yöntemleri uygulanmıştır. LiDAR verisinden, I-RANSAC ve klasik RANSAC algoritması kullanılarak çıkarılan bina çatı düzlemi sonuçları Google uydu fotoğraf haritası üzerine eğer veride koordinat sistemi biliniyorsa yansıtılmıştır. Bu şekilde elde edilen sonuçların bina çatı düzlemi sınırlarında kalıp kalmadığı araştırılmıştır. RANSAC ve I-RANSAC düzlem çıkarma algoritmalarının karşılaştırılmasıyla bina çatısında olan noktalar ve aykırı değerler görsel olarak irdelenmiştir. I-RANSAC algoritması ile, RANSAC algoritması tarafından hatalı çıkarılan bina çatı düzlemleri iyileştirilmiş ve sadece bina sınırları içinde kalan düzlem noktaları elde edildiği görsel olarak görülmüştür. Nitel kalite kontrol yönteminde sonra ise, nicel kalite kontrol yöntemi için, öncelik Google web servisi ortofotolarından bina çatı sınırları manuel olarak sayısallaştırılmıştır. Bina düzlem çatı sınırları ile RANSAC ve I-RANSAC algoritmasından elde edilen bina çatı düzlem noktaları karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma sonuçlarını kullanarak hassasiyet, doğruluk ve F-puanı hesaplanmış ve bu parametrelerin genel olarak 0.95'in üzerinde olduğu bulunmuştur. Nicel ve nitel kalite kontrol sonuçlarına göre I-RANSAC algoritmasının bina çatı düzlemlerinin LiDAR verisinden ne kadar güvenilir bir şekilde çıkardığını göstermektedir.

Bazı ortofoto üretimlerinde bina çatılarının tam yerinde olmadığı, herhangi bir yöne doğru az da olsa bir sapmaya sahip olduğu gözlemlenmiştir. I-RANSAC algoritması ile elde edilen bina çatı düzlemleri ise bina çatılarının gerçek uzaydaki yerini göstermektedir. I-

RANSAC ile elde edilen sonuçlar kullanılarak, ortofotolarda hatalı yerlerde kayma gösteren bina çatı düzlemlerinin düzeltilmesi gerçekleştirilebilir. Böylece, elde edilen güvenilir bina çatı düzlem noktaları, ortofotolardaki doğru olmayan zaman zaman kaymış olan bina çatı düzlemlerinin sınırlarını ve yerlerini düzeltmede ve bina çatılarının haritalanmasında kullanılabilir.



9. ÖNERİLER

Bu çalışmada LiDAR verisi kullanılarak bina çatı düzlemler I-RANSAC algoritması ile başarılı bir şekilde çıkartılmıştır. LiDAR verisinden çıkarılan bina çatı düzlemlerinin sınırlarının belirlenmesi ve sayısallaştırılması ile bu çalışma ileride genişletilebilir. Fakat, bilindiği üzere LiDAR verileri nokta bulutu verisi olduğu için düzlem üzerinde dağınık ve rasgele noktalardan oluşmaktadır. Bina çatı düzlemlerinin sınırların belirlenmesi için, I-RANSAC algoritmasından çıkarılan noktaların kullanılması, bina çatı sınırlarının düz değil dağınık örneğin zigzaglı şekilde çıkarılmasına sebep olacaktır. Bu amaçla, ilerleyen çalışmalarda, LiDAR verisinden çıkarılan bina çatı düzlem sınırları, hava fotoğraflarından elde edilen bina çatı geometri bilgisi kullanılarak düzgünleştirilebilir. Ayrıca eğer mevcutsa, I-RANSAC algoritmasını kalite kontrolü için Google uydu haritaları yerine hava fotoğraflarının kullanılması da bir seçenektir.

I-RANSAC algoritmasında eşik değer için kullanıcı tarafından girilen yatay ve düşey mesafe ortalama uzaklığı ise ilerleyen çalışmalarda veri içerisinden ortalama bir değer hesaplanarak yapılabilir ve böylece hiçbir parametre kullanıcı tarafından girilmeden I-RANSAC algoritması çalıştırılabilir.

Daha önce bahsedildiği üzere LiDAR teknolojisi verileri ile uydu/ hava fotoğrafları arasında birbirlerine göre avantajlı yanları bulunmaktadır. LiDAR verisinden çıkarılan bina çatı sınırları ile hava ve/veya uydu fotoğrafları birleştirilerek iki verinin avantajlı yönleri kullanılarak daha kapsamlı bir çalışma ileride yapılması önerilmektedir. Çalışma alanın genişletilip yeni veriler elde edilmesiyle uygulama alanı artırılabilceği değerlendirilmektedir. Bina çatı düzlemlerinin yanında başka düzlemsel özelliğe sahip yerüstü noktaları çıkartılıp LiDAR verilerinin sınıflandırılması yapılabilir.

Son olarak yer ve yerüstü nokta ayrımı için geliştirilen yeni algoritma da sadece yükseklik bilgisi yerine noktalar arası eğim bilgilerinin katılması ile de genişletilip denemesi önerilmektedir.

10. KAYNAKLAR

- Afsharnia, H., Hadavand, A. ve Arefi, H., 2015. A TIN-based filtering algorithm to create DTM from LiDAR DSM, National Geomatics Conference. Iran, 22, 1-8.
- Axelsson, P., 2000. DEM Generation from Laser Scanner Data Using Adaptive TIN models, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 33 (B4/1), 110–117.
- Awrangjeb, M. ve Fraser C., S., 2014. Automatic Segmentation Of Raw LIDAR Data For Extraction of Building Roofs, Remote Sensing, 6,5, 3716-3751.
- Awwad, T. M., Zhu, Q., Du, Z. ve Zhang, Y., 2010. An Improved Segmentation Approach For Planar Surfaces From Unstructured 3D Point Clouds, The Photogrammetric Record, 25, 5–23.
- Belkhouche, M. ve Buckles B., 2011. Iterative TIN-based automatic filtering of sparse LiDAR data, Remote Sensing Letters, 2:231–240.(Taylor & Francis Online).
- Bartels, M., Wei, H. ve Mason, D. C., 2006. DTM generation from LIDAR data using Skewness Balancing. In: 18th International Conference on Pattern Recognition, Hong Kong, 566–569.
- Bogue, R., 2010. Three-dimensional Measurements: a review of Technologies and Applications, Sensor Review, 30, 2, 102 –106.
- Bossler, J.D., Jensen, J.R., McMaster, R.B. ve Rizos, C., 2002. Manual of Geospatial Science and Technology, Taylor & Francis, London; New York (2002).
- Cao, R., Zhang, Y., Liu, X. ve Zhao, Z., 2017. Roof Plane Extraction from Airborne Lidar Point Clouds, International Journal of Remote Sensing, 38, 12, 3684–3703.
- Canaz, S., 2012. Planar and Linear Feature-Based Registration of Terrestrial Laser Scans with Minimum Overlap Using Photogrammetric Data, Yüksek Lisans Tezi, Calgary Üniversitesi, Kanada.
- Canaz, S. ve Habib A., 2013. Photogrammetric Features for The Registration Of Terrestrial Laser Scans With Minimum Overlap, Journal of Geodesy and Geoinformation, 2, 1–8.
- Canaz, S., Karsli, F., Guneroglu, A. ve Dihkan, M., 2015. Automatic boundary extraction of inland water bodies using LiDAR data, Ocean & Coastal Management, 118, B, 158-166.
- Chambelland, J., C., Dassot, M., Adam, B., Donès, N., Balandier, B., Marquier, A., Saudreau M., Sonohat, G. ve Sinoquet H., 2008. A double-digitizing method for building 3D virtual trees with non-planar leaves: application to the morphology and light capture properties of young beech trees (*Fagus sylvatica*). Funct Plant Biol 35, 1059–1069.

- Chen, D., L. Zhang, J. Li. ve Liu R., 2012. Urban Building Roof Segmentation from Airborne LiDAR Point Clouds, International Journal of Remote Sensing, 33,20,: 6497–6515.
- Chen, Q., Gong, P., Baldocchi, D. ve Xin, G., 2007. Filtering Airborne Laser Scanning Data with Morphological Methods, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 73, 2, 175-185.
- Chen, Z., Gao, B. ve Devereux, B., 2017. State-of-the-art: DTM Generation Using Airborne LIDAR data, Sensors, 17, 140-150.
- Choi, S., Kim, T. ve Yu, W., 2009. Performance Evaluation of Ransac Family, British Machine Vision Conference.
- El-Halawany, S., I., ve Lichti, D., D., 2013. Detecting road Poles From Mobile Terrestrial Laser Scanning Data. Geosciences & Remote Sensing, 50, 6, 704–722.
- Feng, Y., Ji-xian, Z., Li, Z. ve Jing-xiang G., 2009. Urban DEM Generation from Airborne LiDAR data, Proc. Urban Remote Sens., Joint Event (URBAN), 1-5.
- Filin, S. ve Pfeifer, N., 2006. Segmentation Of Airborne Laser Scanning Data Using A Slope Adaptive Neighbourhood, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 60, 2, 71 80.
- Fischler, M. A. ve Bolles, R., 1981. Random Sample Consensus: A Paradigm For Model Fitting With Applications To Image Analysis And Automated Cartography, Communications of the ACM, 24, 6, 381-395.
- Flood, M., 2001. Laser Altimetry - From Science to Commercial Lidar Mapping, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 67, 1209-11.
- Giannico, V., Laforteza, R., John, R., Sanesi, G., Pesola, L. ve Chen, J., 2016. Estimating Stand Volume and Above-Ground Biomass of Urban Forests Using LiDAR, Remote Sensing, 8, 339.
- Gallo, O., Manduchi, R. ve Rafii, A., 2011. CC-RRANSAC: Fitting Planes In The Presence Of Multiple Surfaces in Range Data, Pattern Recognit. Lett., 32, 4, 403-410.
- Guan, H., Li, Jç, Yu, Y., Zhong, L. ve Ji, Z., 2014. DEM Generation From Lidar Data in Wooded Mountain Areas by Cross-Section-Plane Analysis, Int. Journal of Remote Sens., 35, 927-948.
- Gokturk, S., Yalcin, H. ve Bamji, C., 2004. A time-of-flight depth sensor system description issues and solutions, Proc. IEEE Conf. Computer Vision Pattern Recognition. Workshops, 35-45.
- Habib, A.F., Datchev, I. ve Bang, K., 2010. A comparative Analysis Of Two Approaches For Multiple-Surface Registration Of Irregular Point Clouds. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci., 38, 1-12.

- Habib, A., CE59700, Laser Scanning Dersi Ders Notları, Purdue Üniversitesi, https://engineering.purdue.edu/CE/Academics/Groups/Geomatics/DPRG/Courses_Pages/Laser_Scanning, 20 Mart, 2018.
- Hamed, A., Ahmad, H., ve Hossein, A., 2018. A TIN-based Filtering Algorithm to Create DTM From Lidar DSM, National Geomatics Conference, Iran, 1-12.
- Hui, Z., Hu, Y., Yeveyo, Y., Z. ve Yu, X., 2016. An Improved Morphological Algorithm for Filtering Airborne LiDAR Point Cloud Based on Multi-Level Kriging Interpolation, Remote Sensing, 8, 1,1-35.
- Janos, T., 2008. Precision Agriculture, Land Surveying and Management, online text book.
- Kilian, J., Haala, N. ve Englich, M., 1996. Capture and Evaluation Of Airborne Laser Scanner Data, International Archives of Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 31,B3, 383-388.
- Kraus, K., 1993. Photogrammetry, Fundamentals and Standard Processes, 4th edn. Ferd. Dümmlers Bonn.
- Kraus, K. ve Pfeifer, N., 2001. Advanced DTM generation from LiDAR data. International Archives of the Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XXXIV, Pt. 3/W4, 23-30.
- Kraus, K. ve Pfeifer, N., 1998. Determination of terrain Models In Wooded Areas With Airborne Laser Scanner Data, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 53, 4, 193-203.
- LAStools. Award-winning software for efficient LiDAR processing with LASzip, <https://rapidlasso.com/LAStools/>. 19/05/2017.
- Lari, Z., Habib, A., ve Kwak, E., 2011. An Adaptive Approach For Segmentation Of 3D Laser Point Cloud. ISPRS – International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Calgary, Canada, 103–108.
- Lee, H., S. ve Younan, N., H., 2003. DTM extraction of LiDAR Returns Via Adaptive Processing, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41, 9, 2063-2069.
- Lefsky, M., A., Cohen, W., B., Parker, G., G. ve Harding, D., J., 2002. Lidar Remote Sensing For Ecosystem Studies. BioScience, 52, 19–30.
- Li, Y., We, H., Xu, H., An, R., Xu, J. ve He, Q., 2013. A gradient-constrained morphological filtering algorithm for airborne LiDAR, Optics & Laser Technology, 54, 288-296.
- Liu, X. ve Zhang, Z., 2008. Lidar Data Reduction For Efficient And High Quality DEM Generation, Int. Arch. Photogram. Remote Sens. Spat. Inform. Sci., 37,173 -178.
- Liu, X., 2008. Airborne LiDAR for DEM Generation: Some Critical Issues, Prog. Phys. Geog., 32, 31-49.

- Lohmann, P., Koch, A. ve Schaeffer, M., 2008. Approaches To The Filtering Of Laser Scanner Data, International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 33,B3, 540-547.
- Maguya, A., S., Junttila, V. ve Kauranne, T., 2013. Adaptive Algorithm for Large Scale DTM Interpolation from LiDAR Data for Forestry Applications in Steep Forested Terrain, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 85, 74– 83.
- McLeod, D. ve Jacobson, J., 2013. Autonomous Inspection using an Underwater 3D LiDAR. In Proceedings of the MTS/IEEE Oceans, San Diego, CA, USA, 23–27.
- Meesuk, V., Vojinovic, Z. ve Mynett, A. E., 2015. Urban flood modelling combining top-view LiDAR data with ground-view SfM observations, Advances in Water Resources 75, 105–117
- Meng, X., Wang, L., Silván-Cárdenas, J.L. ve Currit, N., 2009. A Multi-Directional Ground Filtering Algorithm for Airborne LIDAR. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., 64, 117–124.
- Meng, X., Currit, N., ve Zhao, K., 2010. Ground Filtering Algorithms for Airborne LiDAR Data: A ,Review of Critical Issues. Remote Sens., 2, 3, 861–873.
- Mongus, D. ve Žalik, B., 2012. Parameter-free Ground Filtering of LiDAR Data for Automatic DTM Generation, ISPRS J. Photogrammetry, 67, 1–12
- Mongus, D., Lukač, N. ve Žalik, B., 2014. Ground And Building Extraction From LiDAR Data Based On Differential Morphological Profiles And Locally Fitted Surfaces, ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., 93, 145–156.
- Overby, J., Bodum, L., Kjems, E. ve Ilsoe, P. M., 2004. Automatic 3D Building Reconstruction From Airborne Laser Scanning And Cadastral Data Using Hough Transform, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 35, B3, 296–301.
- Petrie G. ve C.K. Toth, 2009. Introduction to Laser Ranging, Profiling, and Scanning. In: J. Shan and C.K. Toth (Editors), *Topographic Laser Ranging and Scanning: Principles and Processing*. CRC Press, Taylor & Francis Group, Boca Raton, Florida, 4-18.
- Poncet, P., Delorme, S., Ronsky, J.L., vd., 2000. Reconstruction Of Laser-Scanned 3D Torso Topography And Stereoradiographical Spine And Rib-Cage Geometry In Scoliosis. Comput Methods Biomech Biomed Engineering, 4, 59–75.
- Rashidi, P. ve Rastiveis, H., 2017. Ground Filtering Lidar Data Based On Multi-Scale Analysis Of Height Difference Threshold. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-4/W4, 2017 Tehran's Joint ISPRS Conferences of GI Research, SMPR and EOEC 2017, 7–10 October 2017, Tehran, Iran.1,2.

- Sithole, G. ve Vosselman, G., 2004., Experimental Comparison Of Filter Algorithms For Bare-Earth Extraction From Airborne Laser Scanning Point Clouds, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 59,1–2, 85-101.
- Schenk, T., 2005. Introduction to Photogrammetry, OH, Columbus:Dept. Civil Environ. Eng. Geod. Sci., Ohio State Univ.
- Sevgen, E. ve Canaz, S., 2016. Elektrik Nakil Hattının Hava LiDAR Verilerinden Çıkarılması, UZAL-CBS, Adana.
- Shan, J. ve Sampath, A., 2005. Urban DEM Generation from Raw LiDAR data: a Labeling Algorithm and its Performance, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 71, 217–26.
- Sampath, A., ve Shan, J., 2007. Building boundary tracing and regularization from airborne LiDAR point clouds. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 73, 7, 805–811.
- Sampath, A. ve Shan, J., 2010. Segmentation and Reconstruction Of Polyhedral Building Roofs From Aerial Lidar Point Clouds. IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing, 48, 3,1-8.
- Schnabel, R., Wahl, R. ve Klein, R., 2007. Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection, Computer Graphics Forum, 26, 214–226.
- Sui, L., Zhu, J., Zhu, H. ve Zhong, M., 2017. Filtering of LiDAR Point Cloud Data Based on new TIN Algorithm, Advances in Engineering Research, 128, 1-12.
- Tarsha-Kurdi F., Landes T. ve Grussenmeyer P., 2007. Hough-Transform and Extended RANSAC Algorithms for Automatic Detection of 3D Building Roof Planes from Lidar Data, ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007, Sep, Espoo, Finland. XXXVI,.407-412.
- Torr P., H., S., ve Zisserman, A., 2000. MLESAC: A New Robust Estimator with Application To Estimating Image Geometry, Journal of Computer Vision and Image Understanding, 78, 1, 138–156.
- Tovari, D. ve Pfeifer, N., 2005. Segmentation Based Robust Interpolation – A New Approach To Laser Data Filtering. IAPRS, XXXVI, 3/W3, Enschede, the Netherlands.
- URL-1, CSF: Ground filtering of point cloud based on Cloth Simulation, <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/58139-csf-ground-filtering-of-point-cloud-based-on-cloth-simulation>, 5 Ocak 2018.
- URL-2, LiDAR, network of excellence robotic systems mechatronics, <http://home.roboticlab.eu/en/examples/sensor/lidar> 24 Nisan 2017.

- URL-3, Optech ALTM 3100, <http://pribory-si.ru/catalog/4506-02/2564/>, 20 Mayıs 2018.
- URL-4, SPAR 3D, <https://www.spar3d.com/news/lidar/trimble-expands-airborne-lidar-portfolio/>, 10 Mayıs 2018.
- URL-5, SPAR 3D, <https://www.spar3d.com/news/lidar/trimble-expands-airborne-lidar-portfolio/>, 10 Mayıs 2018.
- URL-6, Surveying LiDAR, <http://www.aeroexpo.online/prod/phoenix-lidar-systems/product-185772-34899.html>, 29 Nisan, 2018.
- URL-7, LiDAR very seti sağlayıcı internet sitesi, <http://www.opentopography.org/> , 10 Haziran 2017
- URL-8, ISPRS websitesi, <http://www2.isprs.org/commissions/-comm3/wg4/tests.html> , 13 Kasım 2017.
- Uysal, E., 2016, Uzay Fotogrametrisi, Geomatik Dergisi, 1, 1, 24-38.
- Velas, M., Spanel, M., Hradis, M. ve Herout, A., 2017. CNN for very fast ground segmentation in Velodyne lidar data,” 2017. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1709.02128>
- Vosselman, G., 2000. Slope Based Filtering of Laser Altimetry data, International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 33(part B3/2), 935-934.
- Wallace, L., Lucieer, A., Malenovský, Z., Turner, D. ve Vopěnka, P., 2016. Assessment of Forest Structure Using Two UAV Techniques: A Comparison of Airborne Laser Scanning and Structure from Motion (Sfm) Point Clouds, Forests, 7, 3, 62.
- Wang, C., K. ve Tseng, Y., H., 2010. DEM Generation from Airborne LiDAR data by Adaptive Dual-Directional Slope Filter, Int. Arch. Photogram. Remote Sens. Spat. Inform.Sci., 38, 7B, 628–632.
- Wang, Q., Wu, L., Wu, Z., Tang H., Wang, R., ve Li, F., 2014. A Progressive Morphological Filter for Point Cloud extracted from UAV images, In IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS).
- Wang, L., ve Zhang, Y., 2016. LiDAR Ground Filtering Algorithm for Urban Areas Using Scan Line Based Segmentation, Computer Vision and Pattern Recognition, arXiv.org, arXiv:1603.00912.
- Wolf, P., Dewitt, B. ve Wilkinson, B., 2014. Elements of Photogrammetry with Applications in GIS, 4th Ed. McGrawHill, New York.
- Xu, B., Jiang, W., Shan, J., Zhang, J., ve Li, L., 2016. Investigation on the Weighted RANSAC Approaches for Building Roof Plane Segmentation from LiDAR Point Clouds. Remote Sensing. 8, 1, 5.

- Xu, S., Oude Elberink, S. ve Vosselman, G., 2012. Entities and Features For Classification Of Airborne Laser Scanning Data In Urban Area, ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 1, 4, 257–262.
- Yilmaz Serifoglu, C., Yilmaz, V. ve Gungor, O., 2018. Investigating The Performances Of Commercial And Non-Commercial Software For Ground Filtering of UAV-based Point Clouds, International Journal of Remote Sensing, 1,6.
- Yuan, F., Zhang, J., X., Zhang, L. ve Gao, J., 2009. DEM Generation From Airborne LIDAR data. Inter-national Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XXXVIII-7, C4, 308-312
- Yuan, F., Zhang, J., ve Zhang, L., 2009. Urban DEM generation from airborne Lidar data[C]. Urban Remote Sensing Event, Joint, IEEE, 1–5.
- Zakšek, K., ve Pfeifer, N., 2006. An Improved Morphological Filter For Selecting Relief Points From A Lidar Point Cloud In Steep Areas With Dense Vegetation, Luubljana, Slovenia and Innsbruck, Austria: Institute of Anthropological and Spatial Studies, Scientific Research Centre of the Slovenian Academy of Sciences and Arts, and Institute of Geography, Innsbruck University.
- Zhang, C., He, Y. ve Fraser, C., S., 2018. Spectral Clustering of Straight-Line Segments for Roof Plane Extraction from Airborne LiDAR Point Clouds. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 15, 2, 267-271.
- Zhang, K., Q., Chen, S., C., Whitman, D., Shyu, M., L., Yan, J. H. ve Zhang, C., C., 2003. A Progressive Morphological Filter For Removing Non ground Measurements From Airborne LiDAR data, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41, 4, 872-882.
- Zhang, Y. ve Wang, L., 2016. Computer Vision and Pattern Recognition LiDAR Ground Filtering Algorithm for Urban Areas Using Scan Line Based Segmentation. Cornell University Computer Vision and Pattern Recognition.
- Zhang, W., M., Qi, J., B., Wan, P., Wang, H., T., Xie, D., H., Wang, X., Y. ve Yan, G., J., 2016. An Easy-to-Use Airborne LiDAR Data Filtering Method Based on Cloth Simulation, Remote Sens., 8, 501.
- Zhang, C., Zhou, Y. ve Qiu, F., 2015 Individual Tree Segmentation From Lidar Point Clouds for Urban Forest Inventory, Remote Sens., 7, 7892–7913.
- Li, Y., Yong B., Ren, G., Zheng, M., ve Zhou J., 2017. Airborne LiDAR Data Filtering Based on Geodesic Transformations of Mathematical Morphology, Remote Sens., 9, 11,1-8.

ÖZGEÇMİŞ

Sibel CANAZ SEVGEN, 1985 yılında Samsun'un Havza İlçesinde doğdu. İlköğretim ve lise eğitimini Havza'da tamamladı. 2008 yılında Ankara Üniversitesi Jeofizik Mühendisliği bölümünden mezun oldu. 2008 yılında Milli Eğitim Bakanlığı tarafından verilen YLSY adlı burs ile yurtdışında lisansüstü eğitim hakkı kazandı. 2009 yılında 1 sene Ohio Üniversitesinde dil eğitimi aldı. 2010-2012 yılları arasında Kanada'nın Calgary Üniversitesinde Geomatik Mühendisliği Bölümünde Yüksek Lisans eğitimini tamamladı. 2013 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü'nde Araştırma Görevlisi olarak 2,5 yıl süreyle görev yaptıktan sonra, 2015 yılından itibaren Ankara Üniversitesi, Gayrimenkul Geliştirme ve Yönetimi Bölümü'nde Öğretim Görevlisi olarak çalışmaktadır. Evli ve bir çocuk annesidir. Seçili bazı yayınları aşağıda verilmiştir.

Hakemli Dergide Yayımlanmış Makaleleri

Canaz S., Aliefendioğlu Y., ve Tanrıvermiş H. 2017. "Change detection using Landsat images and an analysis of the linkages between the change and property tax values in the Istanbul Province of Turkey" Journal of Environmental Management, Vol: 200:446–455. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.06.008>, (2017). (SCI)

Canaz S., Karsli F., Guneroglu A. ve Dihkan M. 2015. "Automatic boundary extraction of inland water bodies using LiDAR data". Ocean & Coastal Management, Volume 118, Part B, Pages 158-166 (SCI-Expanded)

Canaz S. ve Habib A., 2013. "Photogrammetric features for the registration of terrestrial laser scans with minimum overlap". Journal of Geodesy and Geoinformation. Volume 2, pages 1-8

Ulusal/Uluslararası Sempozyum ve Konferanslarda Yayımlanmış Bildirileri

Var G., Aliefendioğlu Y., **Canaz Sevgen S.**, ve Tanrıvermiş H., 2017. "Transformation Of Land To Land Lot, Value Gain, Land Speculation, And Opportunities For Sharing Value Increment: An Evaluation Of The Turkey Example". Annual World Bank Conference on Land and Poverty. 20-24 Mart. Washington, USA.

Sevgen E., ve **Canaz S.**, 2016. "Elektrik Nakil Hattının Hava LiDAR Verilerinden Çıkarılması". 6. Uzaktan Algılama ve CBS Sempozyumu. (UZAL-CBS 2016) Adana ,Türkiye

Canaz S., Karsli F., Guneroglu A. ve Dihkan M. 2015. “LİDAR verileri kullanılarak göl sınırlarının otomatik olarak belirlenmesi”. 8. Ulusal Fotogrametri ve Uzaktan Algılama Sempozyumu (TUFUAB’2015), Konya, Türkiye.

Canaz S. ve Habib A., 2013. “Planar and linear feature-based registration of terrestrial laser scans with minimum overlap using photogrammetric data”, in: 8th International Symposium on Mobile Mapping Technology (MMT), Tainan, Taiwan.

Canaz S. ve Habib A., 2013. “Düzlemsel ve doğrusal özellikleri esas alarak minimum çakışan yersel lazer taramaların fotogrametrik veri kullanılarak birleştirilmesi”, 7. Ulusal Fotogrametri ve Uzaktan Algılama Sempozyumu(TUFUAB’2013), Trabzon, Türkiye.

Canaz S., Kurtoglu B.B., Ekincioglu E.E., ve Kadioglu S., 2008. “Buried tank experiment with Ground Penetrating Radar (GPR) method”, The 18th International Geophysical Congress Exhibition by UCTEA, Turkey.

Ulusal/Uluslararası Sempozyum ve Konferanslarda Özet Bildirili Sunumlar

Aliefendioğlu Y., **Canaz S.**, Var G ve Tanrıvermiş. H. Urban Growth, Spatial Change, Land Use, Housing and Population Relations: The Case of Ankara Province. European Real Estate Society, 24rd Annual Conference, 28 June - 1 July, 2017, Delft, Netherlands (2017).

Canaz S., Tanrıvermiş. H., ve Aliefendioğlu Y. 2016. “Change Detection Observation Using Landsat Images And Analyzing The Linkages Between The Change And Property Tax Values İn Istanbul Province”. European Real Estate Society, 23rd Annual Conference, June 8-11, 2016, Regensburg, Bavaria/Germany

Canaz S., Karsli F., Guneroglu A. ve Dihkan M. 2015. “Automatic boundary extraction of inland water bodies using LiDAR data”. The 3rd Integrated Coastal Zone Management (ICZM) Symposium. 14-17 October 2014. Antalya, Turkey.