

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**NOKTA BULUTLARININ OTOMATİK BİRLEŞTİRİLMESİNDE YENİ BİR
YÖNTEM ÖNERİSİ**



DOKTORA TEZİ

Ramazan Alper KUÇAK

Geomatik Mühendisliği Anabilim Dalı

Geomatik Mühendisliği Doktora Programı

EKİM 2021

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**NOKTA BULUTLARININ OTOMATİK BİRLEŞTİRİLMESİNDE YENİ BİR
YÖNTEM ÖNERİSİ**

DOKTORA TEZİ

**Ramazan Alper KUÇAK
(501152611)**

Geomatik Mühendisliği Anabilim Dalı

Geomatik Mühendisliği Doktora Programı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Serdar EROL

EKİM 2021

İTÜ, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü'nün 501152611 numaralı Doktora Öğrencisi Ramazan Alper KUÇAK, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “NOKTA BULUTLARININ OTOMATİK BİRLEŞTİRİLMESİNDE YENİ BİR YÖNTEM ÖNERİSİ” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Doç. Dr. Serdar EROL**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. H. Hakan DENLİ**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. M. Halis SAKA
Gebze Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Reha M. ALKAN
İstanbul Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Atınc PIRTI
Yıldız Teknik Üniversitesi

Teslim Tarihi : 13 Eylül 2021
Savunma Tarihi : 1 Ekim 2021





Eşime ve Oğluma,



ÖNSÖZ

Öncelikle tez konusunu seçerken akademik isteklerimi göz önünde bulundurup bana yardımcı olan, en iyisini yapmam için beni yönlendiren ve her zaman yanımda olan tez danışmanım Doç. Dr. Serdar EROL' a teşekkürlerimi sunarım. Tez çalışmamın planlanmasında, araştırılmasında, yürütülmesinde ve oluşumunda ilgi ve desteğini asla esirgemeyen,engin bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım danışman hocam Doç. Dr. Serdar EROL' un yanı sıra, tez izleme jürimde yer alan Prof. Dr. H. Hakan DENLİ ve Prof. Dr. M. Halis SAKA hocalarıma tezin bilimsel temeller ışığında şekillenmesine katkı sağladıkları için sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Teşekkürlerin az kalacağı diğer üniversite hocalarımdan, tezimi okuyup düzelten, tez savunma sınavı hocam, güler yüzünü ve samimiyetini benden esirgemeyen, inanan ve güvenen, gelecekteki mesleki hayatımda da bana verdiği değerli bilgilerden faydalanacağımı düşündüğüm kıymetli hocam Prof. Dr. Reha M. ALKAN'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca, teşekkürlerin yine az kalacağı diğer hocalarımdan, kendisini ilk kez İTÜ'de tanıdığım ve keşke daha önce tanışaydım dediğim, gerek zekasıyla ve gerek bilimsel bakışıyla her zaman bana yol gösteren ve örnek olan, hak ve hukuku bilen ve uygulayan ender yöneticilerden olduğunu düşündüğüm, bölüm başkanımız sayın Prof. Dr. Mustafa YANALAK hocama sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca; tez savunma sınavımdaki değerli katkıları ile çalışmama destek veren, YTÜ üniversitesinden hocam, lisans eğitimimden beri tanıdığım ve nesillere örnek olabilecek kişiliğiyle ve karakteriyle takdir ettiğim Prof. Dr. Atınç PIRTI hocama teşekkürü bir borç bilirim.

Bu çalışmanın gerçekleştirilmesinde danışman hocamla birlikte bana sürekli destek olan, motive eden Doç. Dr. Bihter EROL hocama ve kod yazma sürecinde değerli bilgilerini benimle paylaşan ve her sorduğum soruya cevap veren, lisans eğitiminden ev arkadaşım, maddi ve manevi her zaman yanımda olduğunu bildiğim Dr. Abbas MEMİŞ kardeşime teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca burada isimlerini yazamadığım, İTÜ'den beni bu zamana kadar maddi ve manevi destekleyen başta Mehmet İŞİLER olmak üzere bütün çalışma arkadaşlarıma ayrı ayrı, çok teşekkür ederim.

Çalışmalarım boyunca maddi ve manevi destekleriyle beni hiçbir zaman yalnız bırakmayan eşim Araş. Gör. Mine KUÇAK' a ve tez çalışmalarım süresince bana pozitif enerji veren oğlum Teoman'a ve de eğitim öğretim hayatım boyunca her türlü fedakarlığı yapan, bugünlere gelmemde beni hep destekleyen anneme, babama ve ablama sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ekim 2021

Ramazan Alper KUÇAK
(Geomatik Mühendisi)



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
SEMBOLLER	xiii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xv
ŞEKİL LİSTESİ.....	xvii
ÖZET.....	xix
SUMMARY	xxiii
1. GİRİŞ.....	1
2. KOORDİNAT SİSTEMLERİ	7
2.1 Genel Tanımlar	7
2.1.1 Global jeodezik koordinat sistemi	8
2.1.2 Lokal jeodezik koordinat sistemi	9
2.1.3 Global ve lokal jeodezik koordinat sistemi arasındaki dönüşüm.....	10
2.2 Üç Boyutlu (3B) Koordinat Dönüşümleri	11
2.2.1 3B benzerlik dönüşümü	11
2.2.1.1 Bursa-Wolf modeli.....	12
2.3 3B Koordinat Dönüşümünde Dengelemenin Matematiksel Modeli	13
2.3.1 Fonksiyonel model.....	13
2.3.1.1 Parametrelerin anlamlılık testi	17
2.3.2 Stokastik model.....	17
2.3.2.1 Varyans bileşeni tahmini (VBT)	19
2.3.2.1.1 MINQUE.....	20
3. YERSEL LİDAR ÖLÇME SİSTEMLERİ.....	23
3.1 Yersel LiDAR Sistemlerinin Ölçme Prensipleri.....	23
3.1.1 İmpuls yöntemi	25
3.1.2 Faz karşılaştırma yöntemi	25
3.1.3 Üçgenleme yöntemi	26
3.2 Mobil LiDAR Bileşenleri	27
3.3 Mobil LiDAR Sistemlerin Ölçme Prensipleri.....	28
4. NOKTA BULUTLARININ BİRLEŞTİRİLMESİ	31
4.1 Anahtar Nokta Belirleme	31
4.2 Anahtar Nokta Tanımlama ve Eşleme	32
4.3 Önerilen İlk Hizalama Algoritması	35
4.3.1 Anahtar nokta belirleme algoritması.....	36
4.3.2 Anahtar nokta tanımlama ve eşleme algoritması	38
4.4 İEYN Algoritması.....	44
5. UYGULAMA	47
5.1 Veriler	47

5.2 Anahtar Nokta Belirleme	49
5.3 Anahtar Nokta Tanımlama ve Eşleme	52
5.4 3B Benzerlik Dönüşümü ve İEYN Algoritması	56
5.4.1 Uygulama 1 : Aristo heykeli	57
5.4.2 Uygulama 2 : Stanford tavşan verisi	60
5.4.3 Uygulama 3 : YLT ve MLT bina cephesi	63
5.4.3.1 Varyans bileşen tahmini (VBT)	65
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	71
KAYNAKLAR.....	75
ÖZGEÇMİŞ	81



KISALTMALAR

CBS	: Coğrafi Bilgi Sistemleri
GNSS	: Global Navigation Satellite System
ICP	: Iterative Closest Point
İEYN	: İteratif En Yakın Nokta
IMU	: Inertial Measurement Unit
DMI	: Distance Measurement Instrument
LiDAR	: Light Detection and Ranging
LSA	: Least Squares Adjustment
EKKY	: En Küçük Kareler Yöntemi
TLS	: Terrestrial Laser Scanning
YLT	: Yersel Lazer Tarayıcı
MLT	: Mobil LiDAR Tarayıcı
MLS	: Mobil LiDAR Sistem
MMS	: Mobile Mapping System
GPS	: Global Positioning System
İHA	: İnsansız Hava Aracı
INS	: Inertial Navigation System
ISS	: Intrinsic Shape Signature
LSP	: Local Surface Patch
PFH	: Point Feature Histogram
4PCS	: 4 Points Congruent Sets
ECEF	: Earth Centered Earth Fixed
VBT	: Varyans Bileşen Tahmini
MINQUE	: Minimum Norm Quadratic Unbiased Estimation
TBA	: Temel Bileşen Analizi



SEMBOLLER

q	: Birinci sistem eşlenik noktalar kümesi
p	: İkinci sistem eşlenik noktalar kümesi
w	: Kapanma matrisi
α	: Yatay açı
$\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z$	: Dönüklük açıları
R	: Dönüklük matrisi
t_x, t_y, t_z	: Öteleme parametreleri
$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$	: Öz değerler
κ	: Yüzey eğrilik değeri
T	: Öteleme matrisi
N	: Normal eğrilik yarıçapı
a	: Elipsoit büyük eksen
b	: Elipsoit küçük eksen
φ	: Elipsoidal sistemde enlem
λ	: Elipsoidal sistemde boylam
h	: Elipsoidal yükseklik
X, Y, Z	: Elipsoidal sistemde Kartezyen koordinatlar
R_M^{IMU}	: IMU ve ECEF sistemi arasındaki dönüklük matrisi
R_{IMU}^S	: IMU ve lazer tarayıcı arasındaki dönüklük matrisi
$X_{GNSS}, Y_{GNSS}, Z_{GNSS}$	: ECEF sisteminde GNSS alıcı anteninin konum vektörü
l_x, l_y, l_z	: IMU ve tarayıcı koordinat sistemleri arasındaki konum fark vektörü
L_x, L_y, L_z	: IMU ve GNSS alıcı anteni arasındaki konum fark vektörü
R_s^{INS}	: IMU ve lazer tarayıcı arasındaki dönüklük matrisi
r_P^S	: Lazer tarayıcının koordinat sistemindeki bir P noktasının konum vektörü
S_e	: Tarayıcı ve obje arasındaki mesafe
t	: Lazer sinyalinin gidiş-geliş süresi
β	: z – eksen ile yapılan açı (zenit açısı)
ρ	: Lazer tarayıcı ile ölçülen obje noktası arasındaki eğik mesafe
O_1	: Lazer tarayıcı yerel koordinat sistemi merkezi
O_2	: Yersel koordinat sisteminin (XYZ) merkezi



ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1 : A katsayılar matrisinin elemanları.	14
Çizelge 2.2 : Ölçülere ait katsayılar matrisi B'nin elemanları.....	16
Çizelge 5.1 : Önerilen algoritma ile YLT and MLT anahtar noktalar ve eşlenen kombinasyonlar.	56
Çizelge 5.2 : Önerilen algoritma ile elde edilen anahtar noktalar ile Aristo heykeli dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.	57
Çizelge 5.3 : LSP+PFH ile elde edilen anahtar noktalar ile Aristo heykeli dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.	58
Çizelge 5.4 : ISS+PFH ile elde edilen anahtar noktalar ile Aristo heykeli dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.	59
Çizelge 5.5 : Önerilen algoritma ile eşlenen noktalar ile Tavşan verisi dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.	60
Çizelge 5.6 : ISS+PFH ile eşlenen noktalar ile Tavşan verisi parametreleri ve doğrulukları.	62
Çizelge 5.7 : Manuel seçilen anahtar noktalar ve önerilen algoritmaya göre otomatik eşlenen MLT ve YLT verilerinin dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.	63
Çizelge 5.8 : MINQUE-VBT kullanılan büyük ve küçük dönüklük açılı Gauss-Markov dengelemesinde elde edilen dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.	65



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 : Dik ve kutupsal koordinatlar.	7
Şekil 2.2 : Jeodezik (elipsoidal) koordinat sistemi.	9
Şekil 2.3 : Yerel jeodezik koordinat sistemi.	10
Şekil 2.4 : iMINQUE akış şeması (şekilde ölçülerin kofaktörler matrisi Q_l , ölçü grupları $(i,j=1,2,...k)$ ve iterasyon sayısı $(u=1,2,...n)$ olarak ifade edilmiştir.).	21
Şekil 3.1 : Yersel lazer tarayıcı ölçme prensibi.	24
Şekil 3.2 : Lazer ışını gidişi ve dönüşü.	25
Şekil 3.3 : Faz farkı yöntemi.	26
Şekil 3.4 : “Üçgenleme” yöntemi	27
Şekil 3.5 : Mobil LiDAR sisteminin ölçme geometrisi	29
Şekil 4.1 : İki nokta arasında darboux çerçevesi.	33
Şekil 4.2 : 4PCS Algoritması nokta seçimi	34
Şekil 4.3 : Önerilen algoritma ile ilk hizalama ve İEYN ile tam birleştirme iş akış şeması.	36
Şekil 4.4 : Kosinüs benzerliği algoritması.	38
Şekil 4.5 : Anahtar nokta tanımlama algoritması.	41
Şekil 4.6 : Kosinüs açı kombinasyon yaklaşımı.	42
Şekil 4.7 : Anahtar nokta eşleme algoritması.	43
Şekil 4.8 : İEYN algoritma adımları.	45
Şekil 5.1 : Yılmaz Akdoruk öğrenci yurdu Yersel ve Mobil LiDAR nokta bulutu... ..	48
Şekil 5.2 : Stanford Tavşan verisi ve Aristo Heykeli.	49
Şekil 5.3 : Yersel lazer nokta bulutunda eğriliklere göre filtreleme.	50
Şekil 5.4 : Aristo Heykeli (a) ve Tavşan verisi (b) için önerilen algoritma ile anahtar nokta belirleme.	50
Şekil 5.5 : Aristo Heykeli: ISS anahtar noktalar (Üstte), LSP anahtar noktalar (Altta).	51
Şekil 5.6 : Tavşan verisi: ISS anahtar noktalar (Üstte), LSP anahtar noktalar (Altta).	51
Şekil 5.7 : ISS anahtar noktalar: YLT (Sol üst), MLT (Sağ üst); LSP anahtar noktalar: YLT (Sol alt), MLT (Sağ alt).	52
Şekil 5.8 : Aristo heykeli nokta bulutları için önerilen algorithmadan elde edilen anahtar noktaların eşlenmesi (Algoritma 1 & Algoritma 2).	53
Şekil 5.9 : Stanford tavşan nokta bulutu verileri için önerilen algoritma ile elde edilen anahtar noktalar ve eşleşen noktalar (Algoritma 1 & Algoritma 2).	53
Şekil 5.10 : Aristo heykeli LSP+PFH anahtar noktalar ve eşleme.	54
Şekil 5.11 : Aristo heykeli ISS+PFH anahtar noktalar ve eşleme.	54
Şekil 5.12 : Tavşan verisi LSP+PFH anahtar noktalar ve eşleme.	54

Şekil 5.13 : Tavşan verisi ISS+PFH anahtar noktalar ve eşleme.	55
Şekil 5.14 : YLT (Sol) ve MLT (Sağ) anahtar noktalar ve eşleşen noktalar (Orta) (Algoritma 1 & Algoritma 2).	56
Şekil 5.15 : Önerilen algoritma ile İEYN sonuçları (Aristo Heykeli).	58
Şekil 5.16 : LSP+PFH anahtar noktaları ile İEYN sonuçları (Aristo heykeli).	59
Şekil 5.17 : ISS+PFH anahtar noktaları ile İEYN sonuçları (Aristo heykeli).	60
Şekil 5.18 : Önerilen algoritma ile eşleşen noktalar ile İEYN sonuçları (Tavşan verisi).	61
Şekil 5.19 : ISS+PFH anahtar noktaları ve İEYN sonuçları (Tavşan verisi).	62
Şekil 5.20 : Gauss –Helmert büyük açılar ile MLT and YLT verilerinin İEYN sonuçları (Bina cephesi).	64
Şekil 5.21 : Gauss–Markov büyük açılar ile MLT and YLT verilerinin İEYN sonuçları (Bina cephesi).	64
Şekil 5.22 : MINQUE VBT sonrası küçük dönüklükler ile öncül varyans değerleri (Sol) ve büyük dönüklükler ile öncül varyans değerleri (Sağ).	66
Şekil 5.24 : Aristo Heykeli ve Tavşan verisi için otomatik eşleme ile İEYN sonuçlar.	69

NOKTA BULUTLARININ OTOMATİK BİRLEŞTİRİLMESİNDE YENİ BİR YÖNTEM ÖNERİSİ

ÖZET

Nokta bulutlarının birleştirilmesi geomatik, makine, inşaat mühendisliği ve mimarlık disiplinlerinin uygulama alanları için çok büyük bir öneme sahiptir. Nesnelerin bir bütün olarak veya nesneler üzerindeki detayların daha gerçekçi olarak modellenebilmesi için farklı konumlardan veya farklı çözünürlüklü tarayıcılardan elde edilen nokta bulutlarının birleştirilmesi gerekmektedir. Günümüzde kültürel mirasların dokümantasyonu, Coğrafi Bilgi Sistemi (CBS) veya 3B şehir modelleme gibi birçok alanda nokta bulutları yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu alanlarda, nokta bulutları kullanılarak gerçekleştirilecek çalışmalarda, doğruluğu yüksek nokta bulutları ile çalışmak, 3B modelleme çalışmaları için oldukça önemlidir. Nokta bulutlarının modellenmesinde fazla sayıda nokta bulutu verilerinden ziyade; verinin modellenebilmesi için yeterli olacak nokta bulutunun ve yüksek doğrulukta noktaların kullanılması çok daha önemlidir. Bu sebeple, modelleme için kullanılacak nokta bulutu verisi için öncelikle bilinmesi gereken, verinin bütünlüğünün ve doğruluğunun araştırılması olmalıdır. Veri bütünlüğünü ve doğruluğunu artırmak için de, ya verinin çözünürlüğü artırılmalıdır, ya da gerektiği durumlarda doğruluk analizleri yapılmalıdır. Elde edilen sonuçlara göre de nokta bulutlarını birleştirme ve enterpolasyon işlemlerinin yapılması daha doğru çalışmaların yapılmasının önünü açacaktır.

Doğruluğun ya da çözünürlüğün önemli olduğu nokta bulutu modelleme çalışmalarında, verinin analizleri yapıldıktan sonra; mevcut nokta bulutunun doğruluk ve çözünürlük açısından yeterli olduğu düşünülüyor ise birleştirme ya da modelleme aşamalarına geçilebilir. Fakat, mevcut nokta bulutunda istenilen yüzey verisi eksikse veya nokta bulutu yeterli doğruluk ve çözünürlüğe sahip değil ise; mevcut nokta bulutundan daha yüksek doğruluklu bir nokta bulutu üretip mevcut sisteme entegre etmek; üç boyutlu (3B) yüzeyler için yapılacak enterpolasyon ya da modelleme işlemleri için daha doğru bir yaklaşım olacaktır. Bu tez çalışmasında; farklı veya aynı sistemlerden üretilen 3B nokta bulutlarının otomatik olarak birleştirilmesi ve böylece objelerin 3B modellerinin hassas olarak oluşturulması amaçlanmaktadır. Böylece 3B modelleme çalışmalarında daha doğru modellerin üretilmesi ve enterpolasyon ile yüzey geçirme işlemlerinin daha hassas olarak elde edilebilmesine bir katkı sağlanması hedeflenmektedir.

Nokta bulutlarının birleştirme işlemi üç aşamadan oluşmaktadır: Öncelikle, nokta bulutları içerisindeki anahtar noktaların bulunması, tanımlanması ve nokta bulutları arasında eşlenmesi gerekmektedir. Daha sonra, elde edilen eşlenik noktalar yardımıyla nokta bulutlarının ilk hizalaması yapılır ve son olarak hassas birleştirme işlemine

geçilir. İlk birleştirme işlemi, nokta bulutlarının kabaca hizalanması için tercih edilir ve ayrıca hassas birleştirme işlemi de etkili bir ilk hizalama ile başlamaktadır.

Anahtar nokta belirleme ve tanımlama algoritmaları genellikle resim-görüntü tabanlı (RGB) veriler ile çalışmaktadır, sadece XYZ kartezyen koordinatları kullanan çok az sayıda anahtar nokta belirleme ve tanımlama algoritması bulunmaktadır. Bu tez çalışmasında, nokta bulutlarının ilk hizalanması ve tam birleştirilmesi için, yeni bir otomatik anahtar nokta tanımlama ve eşleştirme yaklaşımı önerilmiştir. Burada sunulan yeni yaklaşım, intensity (Lazerin yüzeyden yansıma enerjisi) ya da RGB gibi yansıtım değerleri ile değil, sadece XYZ koordinatlarına sahip herhangi bir nokta bulutu için uygulanabilmektedir. Çalışmada, öncül birleştirme için burada önerilen otomatik anahtar nokta tanımlama ve eşleme yaklaşımı uygulanmıştır ve sonrasında ise, dönüşüm parametrelerinin tahmini için 3B Helmert Benzerlik Dönüşümü kullanılmıştır. Ayrıca nokta bulutlarının tam birleştirilmesi için İteratif En Yakın Nokta (İEYN) Algoritması kullanılmıştır. Dönüşüm parametrelerinin tahmini, ilk birleştirmeye başlamak için en kritik aşamadır.

Bu çalışmada önerilen otomatik tanımlama ve eşleme algoritmasında, birleştirilecek her nokta bulutu öncelikle uygun eğriliklere göre filtrelenmiştir. Ardından, her nokta bulutu için elde edilen anahtar noktalar kendi aralarındaki açı kosinüs ve mesafe değerlerine göre tanımlanmıştır. Sonrasında, her nokta bulutunda tanımlanan anahtar noktalar karşılıklı olarak birbirleriyle eşlenmiştir. Elde edilen eşlenik noktalar yardımıyla nokta bulutlarının İEYN öncesi ilk hizalaması için 3B Benzerlik Dönüşümü parametrelerinin hesaplanmasında büyük açılı ve küçük açılı Gauss-Markov ve Gauss-Helmert dengeleme modelleri kullanılmıştır. Ayrıca, ilk hizalama için dönüşüm parametrelerinin hesaplanması aşamasında, eşlenik noktalar eğrilik değerlerine göre gruplara ayrılmış ve ölçü gruplarının öncül varyans değerleri, Varyans Bileşen Tahmini (VBT) uygulanarak belirlenmiş ve daha sonra İEYN ile hassas birleştirme gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışmasında önerilen algoritmayı literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırmak için, 3 farklı veri seti kullanılmıştır. İstanbul Teknik Üniversitesi (İTÜ) Ayazağa Kampüsü'nde yer alan Yılmaz Akdoruk Öğrenci Yurdunun tüm cepheleri Riegl VMX 450 LiDAR Sistemi ve Leica C10 yersel lazer tarayıcı ile taranmıştır. İki farklı tarama sisteminden elde edilen bina ön cephesine ait yersel statik ve mobil LiDAR verileri üzerinde, önerilen yöntem uygulanarak iki farklı lazer tarama verisi birleştirilmiştir. Diğer veri setleri ise, küçük nesnelerin modellenmesi ve endüstriyel amaçlı ölçmelerde de çok sık kullanılan lazer tarayıcılardan elde edilen "Aristo heykeli" ve "Stanford Tavşan" verileridir. Tavşan verisi, Stanford Üniversitesi Bilgisayar Grafik Laboratuvarına ait bir "Cyberware 3030 MS" tarayıcı ile taranan Stanford Modeli olarak bilinir. Stanford Tavşan verileri genellikle literatürdeki anahtar nokta eşleştirme algoritmaları için örnek bir model olarak kullanılır. Aristo heykeli ise İTÜ Geomatik Mühendisliği Ölçme laboratuvarında, "Next Engine 3D Ultra HD" tarayıcı ile taranmış nokta bulutu verisidir. Bu nesnelere ait lazer tarama verileri de önerilen algoritma uygulanarak birleştirilmiş ve 3B modeller elde edilmiştir.

Sonuç olarak, önerilen yöntem algoritmik olarak gerçekleştirilmiş, bahsedilen veri setlerinde uygulanmış ve bu yöntemin eksik ve üstün yönlerini ortaya çıkarmak için literatürde mevcut olarak kullanılan anahtar nokta tanımlama ve eşleme yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada kullanılan yöntemler; 3B dönüşümün doğruluğu, dönüşüm parametrelerinin Ortalama Hata (OH) değerleri ve İEYN algoritmasının ilk ve son OH değerlerine göre değerlendirilmiştir. Gerçekleştirilen karşılaştırmalı analizler sonucunda, önerilen algoritma ile daha iyi OH değerlerine ulaşılrken, diğer

algoritmelerde da (ISS+PFH ve LSP+PFH) anlamlı OH deęerlerine ulařılmıştır. Fakat bazı verilerde dięer algoritmalar ile eřlenik nokta bulunamadığından, İEYN algoritması için anlamlı bir sonuç gözlemlenememiřtir. Kullanılan veriler ve karřılařtırılan yöntemlere göre, önerilen algoritma daha iyi bir ilk hizalama sonucu verdięi için, İEYN uygulandıktan sonra daha başarılı modeller oluřturulmuřtur. Bu alıřmada, önerilen yöntemin, otomatik nokta eřleme literatürüne katkısı, uygulamalar ve farklı veri tipleri kullanılarak irdelenmiřtir, daha doęru ve hassas 3B modellerin üretilmesine saęladıęı katkı görölmüřtür.





A NEW METHOD FOR AUTOMATIC POINT CLOUD REGISTRATION

SUMMARY

The registration of point clouds is very important for geomatics engineering and other (such as machinery and construction) engineering and architectural applications. In order to model the objects as a whole or the details on the objects more realistically, point clouds obtained from different positions or different scanners should be combined. For this reason, working with high accuracy point clouds is the basis rather than more data in the modeling of point clouds. Therefore, the use of high precision and sufficient point clouds for data modeling is very important. Various filtering methods can be applied for modeling, interpolation and surfacing operations; however, if the data are missing or incorrectly measured, modeling or interpolating of the data is always a problem. To complete this deficiency; either the resolution of data should be increased, or the accuracy analysis of point clouds should be done. According to the obtained results, combining the point clouds and performing the interpolations will pave the way for more robust works.

Working with high-accuracy points and enough data to model objects is a very important issue for point cloud studies. In point cloud studies, besides accuracy, the resolution is also important. If the point clouds are sufficient for the desired works, the registration or modeling steps can be started. However, if the desired surface data in the existing point cloud is missing, accuracy and resolution are insufficient; it will be a more appropriate approach to the combination of the existing point cloud with a more accurate and high resolution point cloud. For example, airborne Light Detection and Ranging (LiDAR) cannot collect detailed data from the facades of buildings and under the motorway bridges or in the restoration of historical monuments, and point cloud modeling has many problems on detailed surfaces. Therefore, it must be merged with point clouds produced from a different platform or a terrestrial LiDAR...etc. Supporting this type of data with different point cloud data is of great importance to increase the accuracy and resolution of the 3D model. The accuracy of 3D modeling, interpolation and surface fitting is related to how accurately the point clouds are registered. This study proposed and tested a new different approach for automatic keypoint detecting and matching in coarse registration of the point clouds before fine registration using the iterative closest point (ICP) algorithm. Hence, contributing to the quality improvement of the 3D model obtained through the fine registration process, which is carried out using the ICP method, was aimed.

The registration process of point clouds consists of three steps: First, key points in point clouds need to be determined, defined and matched. Then, with the help of the obtained conjugate points, the coarse registration of the point clouds is achieved and finally the fine registration process is started. Initial alignment is preferred for coarse registration of point clouds, and fine registration also starts with an efficient initial alignment.

Key point detection and descriptor algorithms generally work based on RGB, there are few detection and descriptor algorithms that work with Cartesian coordinates. The presented new approach works for any point cloud that has only XYZ coordinates, not reflectivity values such as intensity (laser reflection energy) or RGB. But; like any algorithm, the proposed algorithm has also advantages and disadvantages. The main contribution of this thesis is to propose a new automatic keypoint descriptor and matching method to register point clouds. For this reason, in this study, the automatic new keypoint matching approach was used for initial registration. Besides, the ICP (Iterative Closest Point) algorithm was preferred for fine registration and 3D Similarity Transformation for parameter estimation was used. In the proposed algorithm, the point clouds are firstly filtered and segmented according to optimum curvatures. Then, the key points of point clouds are identified and matched according to angle cosines and distances values. Later, transformation parameters are automatically calculated for coarse registration with Gauss Markov and Gauss Helmert adjustment models and fine registration is applied with ICP.

In this study, Variance Component Estimation (VCE) theory is also applied. By applying VCE in the least squares adjustment (LSA) step to get the transformation parameters, the weights of the conjugate points are determined automatically and then fine registration is applied with ICP. As a result, to reveal the shortcomings and superior aspects of the algorithm, the method is compared with the previously used methods in the literature and the results are discussed.

In the tests of the point cloud registration algorithms, three datasets were used. The first dataset was obtained with the indoor measurements of Aristotle sculpture (approximate size: 6 cm $\times$ 6 cm $\times$ 10 cm) in Istanbul Technical University (ITU) Geomatics Engineering Department Surveying Laboratory. Next Engine 3D Laser Scanner Ultra HD was used in the scanning of the sculpture. The three dimensional accuracy of the scanner is 0.1 mm in macro mode, and 0.3 mm in wide mode. The second dataset used for testing the proposed algorithm is the bunny sculpture point clouds made available by the Stanford 3D scanning repository. The bunny data is known as one of the Stanford models, which was scanned with a Cyberware 3030 MS scanner at Stanford University Computer Graphics Laboratory. Cyberware 3030 MS scanner has 0.1 mm accuracy. This data is frequently used as sample model for testing keypoint matching algorithms in literature. Considering the size and accuracy of the used laser scanner, it is practical and cost-effective equipment for scanning in 3D model generation of small areas or object in industrial applications. The point cloud data obtained with scanning the southern facade of ITU Yilmaz Akdoruk guest-house building in Maslak Campus area is the third dataset in the study. The facades of the building were scanned using static terrestrial laser scanner (TLS) and mobile LiDAR system (MLS) techniques and the 3D models of the facades were generated by combining the point clouds data obtained from these two techniques. In TLS measurements, Leica ScanStation C10 terrestrial laser scanners with 4 mm distance measurement accuracy, 12" angle measurement accuracy and 6 mm point position accuracy (for single measurement), was used. Riegl VMX 450 mobile laser scanning system was used for MLS measurements of the building facades. In Riegl VMX-450 mobile LiDAR systems, two Riegl VQ-450 laser scanners with 8 mm position accuracy are integrated with IMU/GNSS unit.

As a result, the proposed method was implemented algorithmically, applied to the mentioned data sets, and compared with the key point identification and matching methods used in the literature to reveal the strengths and weaknesses of this method.

The methods used in this study were evaluated according to the accuracy of the 3D transformation, the RMSE (Root Mean Squared Error) values of the transformation parameters, the first and last RMSE values of the ICP algorithm, and the number of iterations. As a result of the comparative analyzes performed, better RMSE values were achieved with the proposed algorithm, while significant RMSE values were achieved in other algorithms (ISS+PFH and LSP+PFH). However, since conjugate points could not be found in some data with other algorithms, a significant result could not be observed for the ICP algorithm. Since the proposed algorithm gives a better first alignment result according to the data used and the compared methods, more successful models have been created after the application of the ICP. In addition, the contribution of the proposed method to the automatic point matching literature for the 3D point cloud registration process has been examined using applications and different data types, and it has made a great contribution to the production of more accurate and sensitive 3D models.





1. GİRİŞ

Nokta bulutları ile modelleme çalışmaları; tarihi eserlerin 3B dokümantasyonu, şehir planlama, endüstriyel alanların modellenmesi gibi çeşitli uygulama alanlarında ve ayrıca askeri ve sivil amaçlı 3B modellerin üretilmesi için kullanılan gerekli bir uygulama olarak gelişimini sürdürmektedir (Fangning ve Habib, 2016). Ayrıca, Light Detection and Ranging (LiDAR) teknolojileri; akıllı şehirler, artırılmış gerçeklik, CBS (Coğrafi Bilgi Sistemleri), çeşitli jeodezi uygulamaları, mekansal karar destek sistemleri ve deformasyon analizi çalışmalarında hızlı ve detaylı veri temin edilebilmesi nedeniyle yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Nokta bulutlarının son zamanlarda İnsansız Hava Aracı (İHA) ile fotogrametrik yöntemler ve LiDAR destekli İHA sistemleri ile hızlıca elde edilmesi sayesinde, bu sistemler, mimari röleve çalışmalarında ve akıllı şehirler gibi çeşitli Geomatik Mühendisliği uygulama alanlarında çok sık tercih edilmektedir.

Detaylı 3B modeller birden fazla tarama yapılarak üretilen nokta bulutlarının birleştirilmesi sonucu elde edilir. Lazer tarama süresince ilk oturum ve son oturum taramaları genellikle farklı referans sistemlerindedirler. Örneğin; karmaşık nesnelerin bütün yüzeyleri sadece bir tarama ile elde edilemez, birden fazla tarama yapılır ve bütün taramalar tek bir taramanın referans sistemine 3B dönüşüm yapılarak dönüştürülür (Vosselman ve Maas, 2010). Bu sayede detaylı bir nokta bulutu oluşturulur. Bu sebepten, nokta bulutu verilerindeki temel zorluk ya da dikkat edilmesi gerekli en temel husus, taramaların hassas birleştirilmesi konusudur. Doğru modellerin üretilmesi için nokta bulutlarının datum farklılıklarını (özellikle detaylı yapılarda) gidermek, en önemli işlem adımlarındandır. Sonuç olarak nokta bulutlarının doğruluğu ve çözünürlüğü detaylı nokta bulutu çalışmaları için çok önemlidir. Nokta bulutlarının doğruluğu ve çözünürlüğü istenilen çalışma için yeterli ise bu nokta bulutları doğru bir şekilde birleştirilebilir ve doğru modeller yapılabılır.

Nokta bulutu birleştirme işlemi genel anlamda iki aşamadan oluşur: İlk birleştirme ve hassas birleştirme (Yoshimura ve diğ, 2016; Gojcic ve diğ, 2020). İlk birleştirme aşaması, kabaca birleştirme veya kabaca hizalama olarak da isimlendirilir (Matabosch ve diğ, 2005). İlk birleştirme işlemi, nokta bulutları arasında kabaca yöneltme için tercih edilir ve hassas birleştirme işlemi, etkili bir ilk hizalama ile başlar (Fangning ve Habib, 2016). Etkili bir tam birleştirme işlemi için iyi bir ilk hizalama (3B dönüşüm) gereklidir. Ortak noktalar eşlenerek elde edilen 3B dönüşümün doğruluğu, ilk hizalama ve tam birleştirme işlemlerinin temelini oluşturur. Çünkü doğru dönüşüm parametrelerin tahmini, doğru anahtar nokta eşleme işlemi ile gerçekleştirilir. Habib ve Alruzouq (2004)' e göre bir birleştirme işlemi dört bölümden oluşur (Bölüm 4.4) ve en önemli adımı ilk hizalama için dönüşüm parametrelerinin tahminidir. İlk birleştirme işlemi, otomatik, yarı otomatik veya manuel olarak seçilen eşlenik noktalar yardımıyla gerçekleştirilebilir. Fakat dönüşüm hesabında kullanılacak ortak noktaların doğru bir şekilde seçilmesi en önemli hususlardan birisidir.

Nokta bulutlarının ilk hizalanması veya öncül birleştirme adımı, farklı sistemlerden ya da aynı sistemin farklı konumlarından gelen 3B nokta bulutlarının birleştirme işlemi için gereklidir. Nokta bulutlarının öncül birleştirilmesi için birçok otomatik ortak nokta eşleme algoritması vardır. Fakat eşleme işleminden önce belirleme ve tanımlama olmak üzere iki temel adım vardır. Bu iki adım otomatik eşleme işleminin önemli adımlarındandır. Belirleme adımında, anahtar noktalar diye adlandırılan noktalar; yüzey normali, eğrilik, pürüzlülük vs. gibi özelliklerine göre yoğun nokta bulutlarından elde edilir. Daha sonra, tanımlama aşamasında her anahtar nokta onun komşu noktasına göre açı, mesafe, yüzey normali gibi özelliklerine göre tanımlanır ve diğer nokta bulutu ile eşlemek için hazır hale getirilir. Yoshimura ve diğ. (2016) 'çalışmasına göre, anahtar noktalar ve bu noktalara ait bazı özellikler, tarama verisinden elde edilirken birçok farklı algoritma kullanılır. Bu algoritmaların bazıları sadece nokta bulutu içerisinde anahtar nokta belirleme için kullanılır, eşleme ve tanımlama yapamazlar. Örneğin; Förstner Corner Detector (Förstner, 1994), Harris Operator (Liu ve diğ, 2015), Local Surface Patches (LSP) (Chen ve Bhanu, 2007), The Normal Aligned Radial Feature (NARF) (Steder ve diğ, 2011), 3D Scale Invariant Feature Transform (3D-SIFT) (Lowe, 2004), FAsT Detection Algorithm for 3D Keypoints (FADA-3K) (Arai ve diğ, 2020) isimli algoritmalar sadece anahtar nokta bulma algoritmalarıdır. Diğer taraftan, bazı algoritmalar sadece tanımlama yapabilir.

Örneğin; Point Feature Histogram (Rusu ve diğ, 2008) ve Fast Point Feature Histograms (Rusu ve diğ, 2009). Bazı algoritmalar ise hem eşleme hem de tanımlamayı eş zamanlı olarak yaparlar. Örneğin; 4 Points Congruent Sets (4PCS) (Aiger ve diğ, 2008). Son olarak, Intrinsic Shape Signature (ISS) (Zhong, 2009) ise hem belirleme hem tanımlama hem de eşleme işlemlerinin üçünü bir arada sunar.

Anahtar nokta belirleme ve tanımlama algoritmaları genellikle resim, görüntü (RGB veri) tabanlı verilerde çalışmaktadır, sadece XYZ Kartezyen koordinatları kullanabilen çok az sayıda belirleme ve tanımlama algoritması vardır. Bu çalışmada sunulan yeni yaklaşım intensity (lazerin yüzeyden yansıma enerjisi) ya da RGB gibi yansıtım değerleri ile değil, sadece XYZ koordinatlarına sahip herhangi bir nokta bulutu için uygulanmaktadır. Fakat her algoritma gibi önerilen algoritmanın da avantajları ve dezavantajları vardır.

Bu çalışmada, nokta bulutlarını birleştirmek için yeni bir otomatik nokta tanımlama ve eşleme algoritması önerilmiştir. Ayrıca hassas birleştirme için İteratif En Yakın Nokta (İEYN) Algoritması ve dönüşüm parametresi tahmini için 3B Helmert Benzerlik Dönüşümü kullanılmıştır. 3B Benzerlik Dönüşümü parametrelerinin hesaplanması için büyük ve küçük dönüklük açılarına uygun Gauss Markov ve Gauss Helmert dengeleme modelleri kullanılmış, İEYN öncesi öncül birleştirme için dönüşüm parametreleri otomatik olarak hesaplanmıştır. Sonrasında ise İEYN ile hassas birleştirme uygulanmıştır. Ayrıca, dönüşüm parametreleri hesaplama aşamasında Varyans Bileşen Tahmini (VBT) tekniği uygulanarak, eğrilik değerlerine göre sınıflandırılmış eşlenik nokta gruplarının öncül varyans değerleri otomatik olarak belirlenmiştir. Sonuç olarak, bu yöntemler ile elde edilen sonuçlar, daha önce kullanılan bulma-tanımlama ve eşleme yöntemleri ile karşılaştırılıp, önerilen algoritmanın ve uygulanan yöntemlerin birbirlerine göre eksik ve üstün yönleri ortaya konularak, elde edilen sonuçlar irdelenmiştir.

Tez çalışmasında 3 farklı veri seti kullanılmıştır. İTÜ (İstanbul Teknik Üniversitesi) Ayazağa Kampüsü'nde yer alan Yılmaz Akdoruk Öğrenci Yurdunun Riegl VMX 450 mobil LiDAR Sistemi ve Leica C10 yersel lazer tarayıcı ile taranmış ön cephesi, farklı çözünürlükte iki farklı sistemden elde edilmiş iki nokta bulutu verisidir. Diğer veri setleri ise, “Aristo heykeli” ve “Tavşan” verileridir. Tavşan verisi, Stanford Üniversitesi Bilgisayar Grafik Laboratuvarındaki “Cyberware 3030 MS” tarayıcı ile

taranan Stanford Modeli olarak bilinen, açık kaynak bir veridir. Aristo heykeli ise İTÜ Geomatik Mühendisliği Ölçme laboratuvarında, “Next Engine 3D Ultra HD” tarayıcısı ile taranmış nokta bulutu verisidir. Yersel veya mobil sistemlerde, aynı nesnenin birkaç farklı açıdan elde edilen farklı taramaları olduğu için, tam birleştirme işlemi her iki ölçme sisteminden elde edilen veriler içinde yapılması gerekli bir süreçtir. Mobil platformlar içinde geçerli olan bu işlem, aynı zamanda mobil LiDAR verilerindeki şerit dengelemesi dediğimiz işlemler içinde tercih edilmektedir. Mobil LiDAR sistemleri, Inertial Navigation System (INS) / Global Navigation Satellite System (GNSS) konumlandırma sistemlerini birlikte kullanarak konum bilgisi ürettiklerinden dolayı, INS veya GNSS kaynaklı hatalar nedeniyle şeritlerin (aynı objeye ait farklı açıdan taranmış veriler) kayması problemi ortaya çıkar. İEYN algoritması da, iyi bir kaba hizalamanın varlığı varsayımıyla nokta bulutlarını birleştirme işlemini yaparak, mobil şeritlerin tam olarak hizalanmasını sağlayan bir yöntem olarak, yaygın bir şekilde tercih edilmektedir (Gressin ve diğ., 2012). Bu şekilde bir şerit dengelemesi, mobil LiDAR sistemler ile elde edilen verilerin düzgün bir şekilde modellenilebilmesi için yapılması gereken önemli bir işlem adımıdır. Bu çalışmada önerilen bulma tanımlama ve eşleme algoritması kullanılmadan önce mobil LiDAR sisteminden elde edilen nokta bulutları verilerine şerit dengelemesi işlemi uygulanmıştır.

Bu çalışmanın 2. Bölümü’nde LiDAR ölçme sistemleri ve farklı kaynaklardan üretilen nokta bulutu sistemlerinin kullandığı jeodezik koordinat sistemleri genel olarak açıklanmış ve bu koordinat sistemleri arasında kullanılan 3B dönüşümler ve dengeleme modellerinin çözüm yöntemleri hakkında teorik bilgiler verilmiştir. 3. Bölüm’de ise LiDAR ve lazer taramanın temel bileşenleri ve ölçme sistemi ile ilgili temel bilgiler verilmiştir. 4. Bölüm’de, LiDAR ve lazer tarama sistemlerinden elde edilen nokta bulutlarının otomatik birleştirilmesi için kullanılan anahtar nokta bulma, tanımlama ve eşleme yöntemleri anlatılmıştır. Ayrıca, farklı taramaların nasıl birleştirildiği ile ilgili literatürde sık kullanılan yöntemlerden de bahsedilmiştir ve yapılan teorik çalışmalar kapsamında ortaya çıkarılan yeni bir otomatik nokta bulutu eşleştirme algoritmasının teorik bilgisi verilmiştir. 5. Bölüm’de, Matlab programlama dili kullanılarak gerçekleştirilen algoritmanın 3 farklı veri grubuna göre uygulaması yapılmıştır ve işlem aşamaları uygulamalı olarak anlatılmıştır. Bununla birlikte, literatürde en sık kullanılan eşleme yöntemleri ile karşılaştırmalar da yapılmıştır. Ayrıca, önerilen yöntem ile gerçekleştirilen uygulamalar sonucu elde edilen bulgular

irdelenmiştir. 6. Bölüm’de, teorik ve uygulamalı olarak yapılan çalışma neticesinde elde edilen sonuçlar ve öneriler de bu bölümde verilmiştir. Kaynaklar, Ekler ve Özgeçmiş ise tezin diğer kısımlarını oluşturmaktadır.

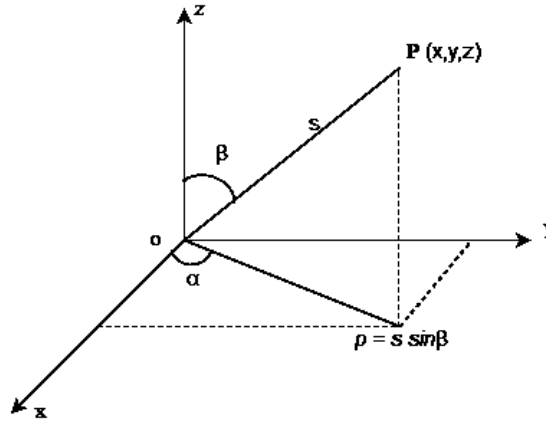




2. KOORDİNAT SİSTEMLERİ

2.1 Genel Tanımlar

Uzaydaki bir noktanın konumu, bir koordinat sistemi ile tanımlanır. Bu sebeple, jeodezik ağların 3B dönüşümünde, dengelenmesinde, matematiksel modelinin belirlenmesinde ve modele ait parametrelerin seçiminde koordinat sisteminin rolü çok önemlidir (Atasoy, 1991). Klasik ölçme yöntemleriyle veya uydu ölçmeleriyle elde edilen koordinatlar bir noktanın konumunu; koordinat sisteminin eksenlerine olan dik mesafeleriyle veya noktayı koordinat sisteminin merkezine bağlayan doğrultudaki mesafe ve bu doğrultunun eksenlerle yapmış olduğu açılar ile tanımlar. Bu koordinat gösterimlerine de ‘Dik Koordinat’ ve ‘Kutupsal Koordinat’ sistemleri denir (Şekil 2.1) (Ustun, 1996).



Şekil 2.1 : Dik ve kutupsal koordinatlar (Özögel, 2018).

$$x = s \sin \beta \cos \alpha$$

$$y = s \sin \beta \sin \alpha \quad (2.1)$$

$$z = s \cos \beta$$

Dik ve kutupsal koordinatlar arasındaki dönüşüm Eşitlik 2.1 ile gösterildiği şekildedir. Burada;

s : P noktası ile orijin arasındaki mesafe,

β : z – eksenine ile yapılan açı (zenit açısı)

α : x – eksenine ile s mesafesinin x – y düzlemine olan izdüşümü (p) arasındaki açı olarak tanımlanmıştır.

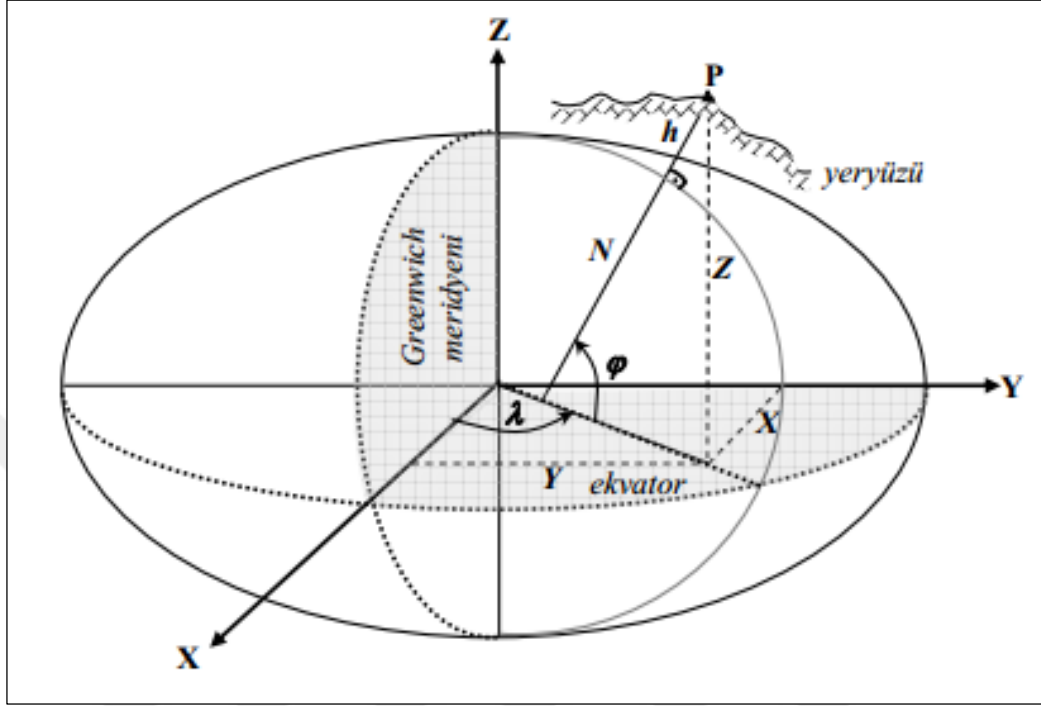
Koordinat sisteminin tanımlanması ve oluşturulması, jeodezide bütün işlerin temelini oluşturur. Bu sebeple ister dik koordinat sistemi olsun, ister kutupsal koordinat sistemi; jeodezi biliminde koordinat sistemleri iki ana unsur üzerine kurulur: Fiziksel gözlemleri esas alan doğal koordinat sistemleri ve hesaplamalara esas alan referans koordinat sistemleri. Bu koordinat sistemleri dünya yüzeyini fiziksel olarak en iyi ifade eden jeoit yüzeyini ve yine dünya yüzeyini matematiksel olarak en iyi ifade eden dön elipsoidi referans alırlar (Ustun, 1996, Özögel, 2018). Dön elipsoid, bir elipsin düşey Z eksenine göre 180° döndürülmesiyle elde edilen ve matematiksel olarak dünya yüzeyini en iyi ifade eden yüzeydir. Datum ise, jeoit ile elipsoid arasındaki matematiksel ilişkinin kurulması işlemidir. Herhangi bir dön elipsoidin, jeoide göre konumlandırılması yapılmış ve konumlandırma parametreleri belirlenmiş ise bu elipsoid, referans elipsoidi olarak adlandırılabilir. Referans koordinat sistemleri dön elipsoidi referans aldığı ve hesaplamalarda da bu yüzeyi kullandığı için sanal bir sistemdir. Yersel koordinat sistemleri, tanımlanma şekillerine göre dünyanın ağırlık merkezini orijin olarak kullanıyorsa ‘Jeosentrik’ (yer merkezli), gözlem noktası gibi herhangi bir noktayı orijin olarak kullanıyorsa ‘Toposentrik’ (lokal-yerel) olarak isimlendirilir (Simsek, 1995).

2.1.1 Global jeodezik koordinat sistemi

Global jeodezik koordinat sisteminin merkezi dön elipsoidin merkezidir. Z eksenine referans elipsoidin dönme eksenine ile aynı ekseninde, X eksenine Greenwich jeodezik meridyen düzlemi ile elipsoidin ekvator düzleminin arakesitidir ve pozitif yönü 0° jeodezik boylamını göstermektedir. Y eksenine diğer eksenler ile bir sağ el koordinat sistemi olacak şekildedir (Torge, 1980). Global jeodezik koordinat sistemi Şekil 2.2’de verilmektedir.

Şekil 2.2 ile gösterilen şekilde, φ elipsoidal enlemi, λ elipsoidal boylamı ve h elipsoidal yüksekliği ifade etmektedir. Jeodezik koordinatlar (φ, λ), yeryüzündeki bir noktanın elipsoid yüzeyindeki ifadesi olan noktanın konumunu, referans doğrultulardan olan açılarla ifade ederler. Jeodezik sistemlerde, dünya üzerindeki bir noktanın, bu noktadan geçen elipsoid normalinin elipsoid yüzeyini kestiği noktadan olan ve üçüncü

boyut olarak tanımlanan uzaklığı, elipsoidal yükseklik (h) olarak tanımlanır. Bu sistem üzerinde bir noktanın konumunu belirtmek X, Y, Z kartezyen koordinatları veya φ, λ, h eğrisel koordinatları ile mümkündür (Erol, 2008).

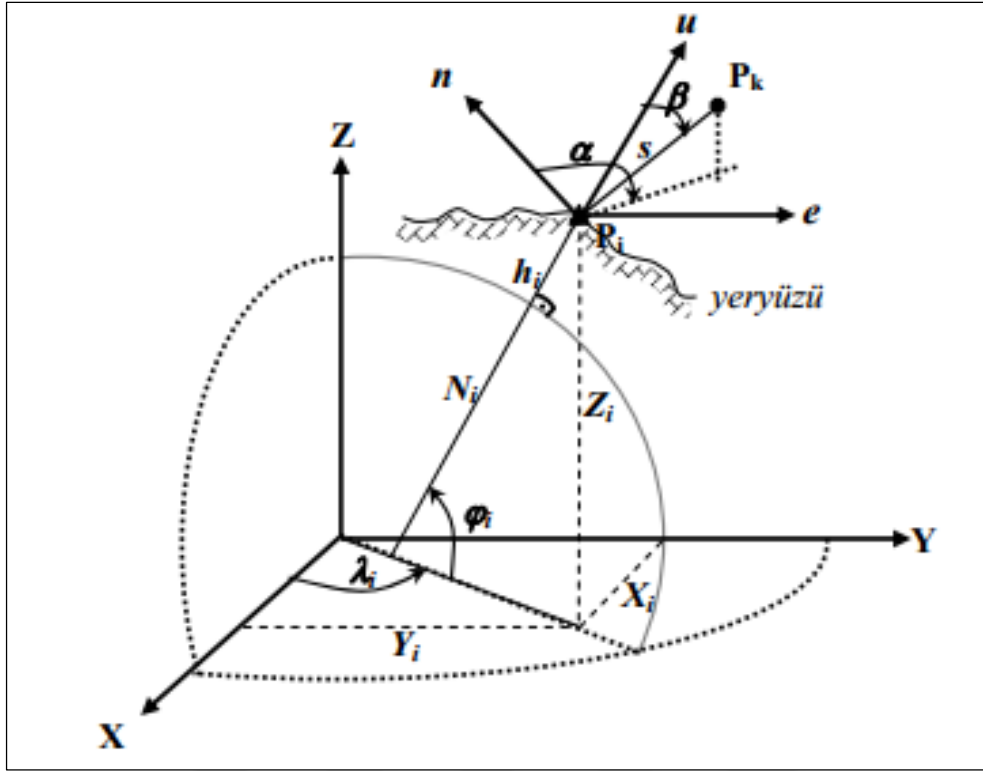


Şekil 2.2 : Jeodezik (elipsoidal) koordinat sistemi (Erol, 2008).

2.1.2 Lokal jeodezik koordinat sistemi

Lokal jeodezik koordinat sisteminin merkezi, gözlem istasyonundan geçen elipsoit normalidir ve elipsoit normalini boyunca herhangi bir konumda olabilmektedir. Z eksenini (u) elipsoit normali ile çakıştıktır ve pozitif yönü jeodezik başucuna doğrudur. X eksenini (n) başlangıç noktasında elipsoit normaline dik düzlem ile jeodezik meridyen düzleminin arakesitidir ve pozitif yönü jeodezik kuzeye doğrudur. Y eksenini (e), diğer eksenler ile bir sol el sistemi oluşturacak şekildedir ve pozitif yönü jeodezik doğuyu gösterir (Şekil 2.3). (Erol, 2008)

Lokal jeodezik dik koordinat sistemindeki kutupsal koordinatlar; ilgili noktayı, koordinat sisteminin merkezine bağlayan doğrultu ile tanımlanır. Noktanın konumunu tanımlayan parametreler, α jeodezik azimut, β jeodezik zenit ve noktayı koordinat sisteminin merkezine bağlayan s uzunluğudur. (Erol, 2008)



Şekil 2.3 : Yerel jeodezik koordinat sistemi (Erol, 2008).

2.1.3 Global ve lokal jeodezik koordinat sistemi arasındaki dönüşüm

Koordinat sistemleri arasındaki dönüşüm eşitliğini elde etmek için Z eksenini saat ibresinin tersi yönünde λ_i kadar döndürülürse X eksenini P_i noktasının meridyen düzlemine gelir ve Y ekseninin $R_y[(\pi/2) - \varphi_i]$ kadar döndürülmesi ile her iki koordinat sisteminin Z ve u eksenleri paralel konuma gelir (Şekil 2.3). Paralel konuma gelen iki sistemin eksenlerinde bir diğer sorun “n” eksenini ve “X” ekseninin birbirine ters olmasıdır. Bu durum S_x yansıma matrisi ile çözülür (Eşitlik 2.2). Dönüklük ve yansıma matrisleri aşağıdaki gibi ifade edilir (Leick, 1995; Seeber, 1993).

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Yansıma (S_x) ve dönüklük matrisleri ($R_y[(\frac{\pi}{2}) - \varphi_i], R_z(\lambda_i)$) yardımıyla koordinat sistemleri arasındaki ilişki aşağıdaki şekilde oluşturulur (Eşitlik 2.3).

$$\begin{bmatrix} n \\ e \\ u \end{bmatrix}_k = S_1 \cdot R_y \left[\left(\frac{\pi}{2} \right) - \varphi_i \right], R_z(\lambda_i) \cdot \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{bmatrix}_{ik} \quad (2.3)$$

2.2 Üç Boyutlu (3B) Koordinat Dönüşümleri

Koordinat dönüşümü, koordinat sistemlerinden birisinin, eksen doğrultularında ötelenmesi, döndürülmesi ve koordinatların belli bir ölçeğe göre küçültülmesi ya da büyütülmesi ile sağlanır (Demirel, 2005). Jeodezik çalışmalar kapsamında en sık kullanılan işlemlerden biri olan koordinat dönüşümü, farklı koordinat sistemleri arasındaki bağıntıyı oluşturmak ve koordinatlar arasında dönüşüm yapılarak ortak bir datum kullanmak amacıyla yapılan bir uygulamadır (Uzun, 2003). Jeodezik olarak, koordinat dönüşümlerinin sonucundan beklenen en önemli özellik doğruluktur. Dönüşümün doğruluğu, dönüşümde kullanılacak eşlenik nokta sayısına ve bu noktaların yüzeye dağılımına, seçilen dönüşüm metodu ve dengeleme modeline bağlı olduğu gibi dönüşüm yapılacak alanın büyüklüğüne de bağlıdır (Ceylan, 2009).

Koordinat sistemlerini tanımlamada kullanılan elemanlar, koordinat sistemleri parametreleri olarak adlandırılır. Üç boyutlu koordinat sistemleri için bu parametreler her eksenindeki dönüklükler, ötelemeler ve ortak bir ölçek parametresidir (Uzun, 2003). İki koordinat sistemi arasındaki ilişkiyi kuran bu yedi parametrelilik dönüşüm (üç öteleme, üç dönüklük ve bir ölçek) 3B Benzerlik dönüşümü ile sağlanır (Simsek, 1995).

2.2.1 3B benzerlik dönüşümü

Jeodezide sıkça kullanılan 3B Benzerlik dönüşümü, 3B Helmert dönüşümü olarak da bilinmektedir. Adını, 31 Temmuz 1843 ile 15 Haziran 1917 tarihleri arasında yaşamış olan Profesör Dr. Friedrich Robert Helmert' ten almıştır (Helmert, 1924). Benzerlik dönüşümü ile yapılan koordinat dönüşümü, şekil koruyan bir dönüşümdür ve dönüşüm sonrası şekil, ölçek oranında büyür ya da küçülür. Bu dönüşümde kullanılan parametreler bir datumu belirleyen parametreler ile aynıdır. 3B dönüşümde kullanılan bu parametreler; üç öteleme, üç dönüklük ve bir ölçek olmak üzere yedi adettir.

3B benzerlik dönüşümü için tanımlanmış birçok yöntem vardır. Bu yöntemler, 3B koordinat çiftleri arasında oluşturulan fonksiyonel modeller değiştirilerek geliştirilmiştir. Bu yöntemlerin hepsinde eşlenik noktalara ait koordinat değerleri ölçü olarak kullanılır. Bu yöntemler arasında en çok kullanılanlar; Bursa-Wolf, Molodensky-Badekas ve Veis modelleridir (Uzun, 2003).

3B Helmert dönüşümünün Bursa-Wolf modeli, nokta bulutlarının hassas olarak birleştirilmesi için kullanılan İEYN Algoritmasının temelini oluşturmaktadır. Ayrıca, nokta bulutlarının ilk birleştirme (hizalama) işlemi için de bu dönüşüm yöntemi kullanılır. Nokta bulutlarının birleştirilmesi işlemi, farklı nokta bulutlarının birleştirilmesi için gerekli olan 3B dönüşüm parametrelerinin dengeleme yöntemleri ile kestirimini içerir (Al-Durgham ve Habib 2014). Seçilen dengeleme modeli sonucu elde edilen bilinmeyenlerin (dönüşüm parametrelerinin) doğruluğuna bağlı olarak, birleştirme süreçleri kaba ve tam birleştirme teknikleri olarak sınıflandırılır (Matabosch ve diğ, 2005). İlk hizalama teknikleri farklı nokta bulutları arasında kabaca hizalama yapmak için tercih edilir. Tam birleştirme, nokta bulutlarının daha doğru bir şekilde birleştirilebilmesi için, düzgün bir ilk hizalama ile başlamalıdır. (Fangning ve Habib, 2016)

2.2.1.1 Bursa-Wolf modeli

Bursa-Wolf Modeli, (1) ve (2) olarak isimlendirilen iki dik koordinat sistemi arasındaki 3B dönüşümü, Eşitlik 2.4a ve 2.4b ile verilen p_i ve q_i eşlenik koordinatlar kümesi, $R(\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z)$ dönüklük parametreleri, $T(t_x, t_y, t_z)$ öteleme parametreleri ve $S = (1 + s)$ ölçek faktörü ile tanımlar (Wolf ve Ghilani, 2006).

$$p_i = X_2, Y_2, Z_2 \text{ ve } q_i = X_1, Y_1, Z_1 \quad (2.4a)$$

$$\begin{bmatrix} X_2 \\ Y_2 \\ Z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} + S \cdot R(\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z) \cdot \begin{bmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ Z_1 \end{bmatrix} \quad (2.4b)$$

Eşitlikteki, R matrisi iki koordinat sistemi arasında üç farklı eksen için ifade edilen α_i dönüklük açılarından oluşmaktadır. Bu üç eksenindeki dönüklükler yardımıyla oluşturulan dönüklük matrisi $R(\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z)$, aşağıdaki eşitlikler (2.5, 2.6a) ile ifade edilmektedir.

$$R_{3 \times 3} = R(\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z) = R_z(\alpha_z) \cdot R_y(\alpha_y) \cdot R_x(\alpha_x) = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \alpha_y \cos \alpha_z & \cos \alpha_x \sin \alpha_z + \sin \alpha_x \sin \alpha_y \cos \alpha_z & \sin \alpha_x \sin \alpha_z - \cos \alpha_x \sin \alpha_y \cos \alpha_z \\ -\cos \alpha_y \sin \alpha_z & \cos \alpha_x \cos \alpha_z - \sin \alpha_x \sin \alpha_y \sin \alpha_z & \sin \alpha_x \cos \alpha_z + \cos \alpha_x \sin \alpha_y \sin \alpha_z \\ \sin \alpha_y & -\sin \alpha_x \cos \alpha_y & \cos \alpha_x \cos \alpha_y \end{bmatrix} \quad (2.6a)$$

Eğer α_i dönüklük açıları küçük açılar ise, $R(\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z)$ matrisi, Eşitlik (2.6b) şeklinde elde edilir.

$$R_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} 1 & \alpha_z & -\alpha_y \\ -\alpha_z & 1 & \alpha_x \\ \alpha_y & -\alpha_x & 1 \end{bmatrix} \quad (2.6b)$$

2.3 3B Koordinat Dönüşümünde Dengelemenin Matematiksel Modeli

Jeodezik çalışmalarda ölçülerin ve ölçülerden elde edilen sonuçların (bilinmeyenlerin) doğruluğunu artırmak için fazla sayıda ölçü yapmak temel ilkedir. Dengeleme hesabının amacı, fazla sayıda yapılan ölçüler yardımıyla bilinmeyen parametrelerin en olası değerlerini ve doğruluklarını elde etmektir. Bu amaca ulaşabilmek için uygulanan ilke Gauss 'un En Küçük Kareler Yöntemi (EKKY)'dir. (Uzun, 2003)

3B Benzerlik dönüşümlerinde fonksiyonel ve stokastik modelden oluşan EKK dengelemesinin matematiksel modeli aşağıdaki gibidir.

2.3.1 Fonksiyonel model

3B Benzerlik dönüşümünün bilinmeyen parametreleri ile dengelemede ölçü olarak kullanılan nokta koordinatları arasında yazılan eşitlik, her bir koordinat bileşeni için açık olarak aşağıdaki şekilde yazılabilir (Eşitlik 2.7).

$$\begin{aligned} X_2 &= S(R_{11} \cdot X_1 + R_{12} \cdot Y_1 + R_{13} \cdot Z_1) + t_x \\ Y_2 &= S(R_{21} \cdot X_1 + R_{22} \cdot Y_1 + R_{23} \cdot Z_1) + t_y \\ Z_2 &= S(R_{31} \cdot X_1 + R_{32} \cdot Y_1 + R_{33} \cdot Z_1) + t_z \end{aligned} \quad (2.7)$$

Bu şekilde, fazla sayıda ortak noktadan oluşan bir dönüşüm probleminde lineer (doğrusal) olmayan bu model; bilinmeyen parametrelerin yaklaşık değerlerine ve ortak nokta koordinatlarına göre doğrusallaştırılır. Sistemlerden yalnız birinde koordinatların hatasız varsayılması durumunda, Gauss-Markov dengeleme modeline göre çözüm, dolaylı ölçüler dengelemesinin fonksiyonel modeli ile çözülür (Simsek, 1995).

Eğer dönüşüm parametrelerinin bulunması için yapılacak Gauss-Markov dengeleme modeli büyük dönüklük açılara göre yapılacak ise, 2.7 eşitliğindeki her bir koordinat bileşeninin bilinmeyen parametrelere göre kısmi türevleri yardımıyla dengeleme

hesabının fonksiyonel modeli, A katsayılar matrisi ile birlikte Eşitlik 2.8'deki gibi oluşturulur (Wolf ve Ghilani, 2006).

$$\begin{bmatrix} X_2 \\ Y_2 \\ Z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & a_{14} & a_{15} & a_{16} & a_{17} \\ 0 & 1 & 0 & a_{24} & a_{25} & a_{26} & a_{27} \\ 0 & 0 & 1 & a_{34} & a_{35} & a_{36} & a_{37} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \\ S \\ \alpha_x \\ \alpha_y \\ \alpha_z \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Eşitlik 2.8'de yer alan A katsayılar matrisinin içerisindeki a_{ij} katsayıları, her bir koordinat bileşeninin bilinmeyenlere göre 1.dereceden kısmi türevleri olup aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir (Çizelge 2.1).

Çizelge 2.1 : A katsayılar matrisinin elemanları.

$\frac{\partial X}{\partial t_x} = 1$	$\frac{\partial Y}{\partial t_x} = 0$	$\frac{\partial Z}{\partial t_x} = 0$
$\frac{\partial X}{\partial t_y} = 0$	$\frac{\partial Y}{\partial t_y} = 1$	$\frac{\partial Z}{\partial t_y} = 0$
$\frac{\partial X}{\partial t_z} = 0$	$\frac{\partial Y}{\partial t_z} = 0$	$\frac{\partial Z}{\partial t_z} = 1$
$a_{14} = \frac{\partial X}{\partial S} = R_{11} \cdot X_1 + R_{12} \cdot Y_1 + R_{13} \cdot Z_1$	$a_{24} = \frac{\partial Y}{\partial S} = R_{21} \cdot X_1 + R_{22} \cdot Y_1 + R_{23} \cdot Z_1$	$a_{34} = \frac{\partial Z}{\partial S} = R_{31} \cdot X_1 + R_{32} \cdot Y_1 + R_{33} \cdot Z_1$
$a_{15} = \frac{\partial X}{\partial \alpha_x} = S(r_{x11} \cdot X_1 + r_{x12} \cdot Y_1 + r_{x13} \cdot Z_1)$	$a_{25} = \frac{\partial Y}{\partial \alpha_x} = S(r_{x21} \cdot X_1 + r_{x22} \cdot Y_1 + r_{x23} \cdot Z_1)$	$a_{35} = \frac{\partial Z}{\partial \alpha_x} = S(r_{x31} \cdot X_1 + r_{x32} \cdot Y_1 + r_{x33} \cdot Z_1)$
$a_{16} = \frac{\partial X}{\partial \alpha_y} = S(r_{y11} \cdot X_1 + r_{y12} \cdot Y_1 + r_{y13} \cdot Z_1)$	$a_{26} = \frac{\partial Y}{\partial \alpha_y} = S(r_{y21} \cdot X_1 + r_{y22} \cdot Y_1 + r_{y23} \cdot Z_1)$	$a_{36} = \frac{\partial Z}{\partial \alpha_y} = S(r_{y31} \cdot X_1 + r_{y32} \cdot Y_1 + r_{y33} \cdot Z_1)$
$a_{17} = \frac{\partial X}{\partial \alpha_z} = S(r_{z11} \cdot X_1 + r_{z12} \cdot Y_1 + r_{z13} \cdot Z_1)$	$a_{27} = \frac{\partial Y}{\partial \alpha_z} = S(r_{z21} \cdot X_1 + r_{z22} \cdot Y_1 + r_{z23} \cdot Z_1)$	$a_{37} = \frac{\partial Z}{\partial \alpha_z} = S(r_{z31} \cdot X_1 + r_{z32} \cdot Y_1 + r_{z33} \cdot Z_1)$

Çizelge 2.1'de yer alan A katsayılar matrisi elemanlarının hesabı için gerekli olan r_{ijk} parametreleri, Eşitlik 2.6a'da yer alan R dönüklük matrisinin her bir dönüklük açısına göre olan kısmi türevlerini içermektedir ve aşağıdaki şekilde verilmektedir (Eşitlik 2.9).

$$\begin{aligned} r_x = \frac{\partial R}{\partial \alpha_x} &= \begin{bmatrix} 0 & -\sin \alpha_x \sin \alpha_z + \cos \alpha_x \sin \alpha_y \cos \alpha_z & \cos \alpha_x \sin \alpha_z + \sin \alpha_x \sin \alpha_y \cos \alpha_z \\ 0 & -\sin \alpha_x \cos \alpha_z - \cos \alpha_x \sin \alpha_y \cos \alpha_z & \cos \alpha_x \cos \alpha_z - \sin \alpha_x \sin \alpha_y \sin \alpha_z \\ 0 & -\cos \alpha_x \cos \alpha_y & -\sin \alpha_x \cos \alpha_y \end{bmatrix} \\ r_y = \frac{\partial R}{\partial \alpha_y} &= \begin{bmatrix} -\sin \alpha_y \cos \alpha_z & \sin \alpha_x \cos \alpha_y \cos \alpha_z & -\cos \alpha_x \cos \alpha_y \cos \alpha_z \\ \sin \alpha_y \sin \alpha_z & -\sin \alpha_x \cos \alpha_y \sin \alpha_z & \cos \alpha_x \cos \alpha_y \cos \alpha_z \\ \cos \alpha_y & \sin \alpha_x \sin \alpha_y & -\cos \alpha_x \sin \alpha_y \end{bmatrix} \\ r_z = \frac{\partial R}{\partial \alpha_z} &= \begin{bmatrix} -\cos \alpha_y \sin \alpha_z & \cos \alpha_x \cos \alpha_z - \sin \alpha_x \sin \alpha_y \sin \alpha_z & \sin \alpha_x \cos \alpha_z + \cos \alpha_x \sin \alpha_y \sin \alpha_z \\ -\cos \alpha_y \cos \alpha_z & -\cos \alpha_x \sin \alpha_z - \sin \alpha_x \sin \alpha_y \cos \alpha_z & -\sin \alpha_x \sin \alpha_z + \cos \alpha_x \sin \alpha_y \cos \alpha_z \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.9)$$

Dönüklük açılarının küçük olması durumunda ise, Gauss-Markov fonksiyonel modeli aşağıdaki şekilde oluşmaktadır (Eşitlik 2.10).

$$\begin{bmatrix} X_2 \\ Y_2 \\ Z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & X_1 & 0 & -Z_1 & Y_1 \\ 0 & 1 & 0 & Y_1 & Z_1 & 0 & -X_1 \\ 0 & 0 & 1 & Z_1 & -Y_1 & X_1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \\ S \\ \alpha_x \\ \alpha_y \\ \alpha_z \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Büyük ya da küçük açılarla oluşturulan 3B Dönüşümün Gauss-Markov dengeleme modelinin çözümü $[v^T P v] = \min$ ilkesine göre aşağıdaki formüller yardımıyla gerçekleştirilir ve dönüşüm parametreleri ve doğrulukları elde edilir (Eşitlik 2.11).

$$x = N^{-1}n = (A^T P A)^{-1}(A^T P \ell); \quad Q_{xx} = N^{-1} \quad (2.11)$$

3B Helmert dönüşümünde, eşlenik noktaların her iki koordinat sistemindeki koordinatları da ölçü olarak kabul edilirse, dengeleme modeli koşullu ölçüler dengelemesidir (Simsek, 1995). Bu durumda çözüm, Gauss-Helmert dengeleme modeli ile gerçekleştirilir. (Eşitlik 2.12)

$$BV + AX + w = 0 \quad (2.12)$$

Eşitlik 2.12’de, A , bilinmeyenlerin (dönüşüm parametrelerinin) katsayılar matrisi, B ölçülerin katsayılar matrisi, w ölçü farkları hatası (kapanma) vektörüdür. Gauss-Helmert dengeleme modelinde bilinmeyenler (Eşitlik 2.13a) ve doğrulukları (Eşitlik 2.13b) aşağıdaki formüller yardımıyla elde edilir.

$$x = \{A^T (BP^{-1}B^T)^{-1}A\}^{-1}A^T (BP^{-1}B^T)^{-1}w \quad (2.13a)$$

$$Q_{xx} = \{A^T (BP^{-1}B^T)^{-1}A\}^{-1} \quad (2.13b)$$

Gauss-Helmert matematiksel modelinde, büyük dönüklük açılarına göre oluşturulan fonksiyonel model her bir koordinat bileşeni için aşağıdaki şekilde verilmektedir (Eşitlik 2.14).

$$f(X_1, Y_1, Z_1, X_2, Y_2, Z_2) = t_x + S(R_{11} \cdot X_1 + R_{12} \cdot Y_1 + R_{13} \cdot Z_1) - X_2 = 0$$

$$g(X_1, Y_1, Z_1, X_2, Y_2, Z_2) = t_y + S(R_{21} \cdot X_1 + R_{22} \cdot Y_1 + R_{23} \cdot Z_1) - Y_2 = 0$$

$$h(X_1, Y_1, Z_1, X_2, Y_2, Z_2) = t_z + S(R_{31} \cdot X_1 + R_{32} \cdot Y_1 + R_{33} \cdot Z_1) - Z_2 = 0 \quad (2.14)$$

Yukarıda verilen eşitlikler, bilinmeyenlere göre kısmi türevler alınarak doğrusallaştırılır. Bu durumda fonksiyonel model aşağıdaki şekilde oluşur (Eşitlik 2.15). (Wolf ve Ghilani, 2006)

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial X_1} & \frac{\partial f}{\partial Y_1} & \frac{\partial f}{\partial Z_1} & -1 & 0 & 0 \\ \frac{\partial g}{\partial X_1} & \frac{\partial g}{\partial Y_1} & \frac{\partial g}{\partial Z_1} & 0 & -1 & 0 \\ \frac{\partial h}{\partial X_1} & \frac{\partial h}{\partial Y_1} & \frac{\partial h}{\partial Z_1} & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{X_1} \\ V_{Y_1} \\ V_{Z_1} \\ V_{X_2} \\ V_{Y_2} \\ V_{Z_2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \frac{\partial f}{\partial S} & \frac{\partial f}{\partial \alpha_x} & \frac{\partial f}{\partial \alpha_y} & \frac{\partial f}{\partial \alpha_z} \\ 0 & 1 & 0 & \frac{\partial g}{\partial S} & \frac{\partial g}{\partial \alpha_x} & \frac{\partial g}{\partial \alpha_y} & \frac{\partial g}{\partial \alpha_z} \\ 0 & 0 & 1 & \frac{\partial h}{\partial S} & \frac{\partial h}{\partial \alpha_x} & \frac{\partial h}{\partial \alpha_y} & \frac{\partial h}{\partial \alpha_z} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \\ S \\ \alpha_x \\ \alpha_y \\ \alpha_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_1 - X_2 \\ Y_1 - Y_2 \\ Z_1 - Z_2 \end{bmatrix} = 0 \quad (2.15)$$

2.15 eşitliğindeki, bilinmeyenlerin A katsayılar matrisi, Eşitlik 2.8’de ve aynı zamanda Çizelge 2.1 de verilen katsayıların aynısıdır. Ölçülere ait katsayılar matrisi olan B matrisinin elemanları ise aşağıdaki şekilde elde edilir (Çizelge 2.2).

Çizelge 2.2 : Ölçülere ait katsayılar matrisi B’nin elemanları.

$\frac{\partial f}{\partial X_1} = S \cdot R_{11}$	$\frac{\partial f}{\partial Y_1} = S \cdot R_{12}$	$\frac{\partial f}{\partial Z_1} = S \cdot R_{13}$
$\frac{\partial g}{\partial X_1} = S \cdot R_{21}$	$\frac{\partial g}{\partial Y_1} = S \cdot R_{22}$	$\frac{\partial g}{\partial Z_1} = S \cdot R_{23}$
$\frac{\partial h}{\partial X_1} = S \cdot R_{31}$	$\frac{\partial h}{\partial Y_1} = S \cdot R_{32}$	$\frac{\partial h}{\partial Z_1} = S \cdot R_{33}$

Katsayıların hesabı için gerekli olan bilinmeyenlerin yaklaşık değerlerini belirlemek için öncelikle küçük açılı çözümle dönüşüm başlatılabilir. Ya da, ilk değerler, dönüklükler ve ötelemeler için "0" ve ölçek faktörü için "1" olarak kabul edilebilir. Bilinmeyenlerin ilk değerleri bulunduktan sonra, dengelemeye büyük açı çözümü ile devam edilir (Wolf ve Ghilani, 2006).

Dönüklük açılarının küçük olması durumunda ise, Gauss-Helmert dengelemesinin fonksiyonel modeli aşağıdaki şekilde oluşmaktadır (Eşitlik 2.16).

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{X_1} \\ V_{Y_1} \\ V_{Z_1} \\ V_{X_2} \\ V_{Y_2} \\ V_{Z_2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & X_1 & 0 & -Z_1 & Y_1 \\ 0 & 1 & 0 & Y_1 & Z_1 & 0 & -X_1 \\ 0 & 0 & 1 & Z_1 & -Y_1 & X_1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \\ S \\ \alpha_x \\ \alpha_y \\ \alpha_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_1 - X_2 \\ Y_1 - Y_2 \\ Z_1 - Z_2 \end{bmatrix} = 0 \quad (2.16)$$

2.3.1.1 Parametrelerin anlamlılık testi

Dengeleme sonucu elde edilen bilinmeyenlerin (parametrelerin) istatistiksel olarak anlamlılık (anlamalı veya anlamsız olup olmadığının) testi için, parametreler ($\mathbf{x}$), kendi ortalama hata ($\mathbf{m}_x$) değerlerine bölünerek, her bir parametre için $\mathbf{T} = |\mathbf{x}|/\mathbf{m}_x$ istatistik test değeri elde edilir. Elde edilen bu test değerleri, $\mathbf{t}$ (student) dağılımından, dengelemenin serbestlik derecesi ($\mathbf{f}$) ve yanılma olasılığı ($\alpha = 0.05$) için alınacak $\mathbf{t}_{\alpha/2, \mathbf{f}}$ kritik değeri ile karşılaştırılarak ilgili parametrenin anlamlı olup olmadığına karar verilir. Herhangi bir parametrenin sıfır hipotezine ($\mathbf{H}_0: \mathbf{x} \neq \mathbf{0}$) göre istatistiksel olarak sıfırdan farklı ve dolayısıyla anlamlı olduğuna karar vermek için, hesaplanan $\mathbf{T}$ test değerinin $\mathbf{t}_{\alpha/2, \mathbf{f}}$ kritik değerden büyük olması gerekmektedir ($\mathbf{t} < \mathbf{T}$). Aksi durumda ilgili parametre istatistiksel olarak anlamlı değildir (Wolf ve Ghilani, 2006).

2.3.2 Stokastik model

Sistemlerden yalnız birinde koordinatların ölçü olarak alınması durumunda Gauss-Markov dolaylı ölçüler dengeleme modeline göre oluşturulan stokastik model aşağıdaki şekilde kurulur (Eşitlik 2.17). Ölçü olarak kabul edilen eşlenik noktaların 3B koordinatlarına ait kofaktörler matrisi ($\mathbf{Q}_{ll}$), her bir eşlenik nokta için 3×3 lük alt matrisler olacak şekilde aşağıdaki şekilde oluşturulur.

$$\mathbf{Q}_{ll} = \begin{bmatrix} Q_1^p & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Q_2^p & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Q_3^p & 0 \\ 0 & 0 & 0 & Q_i^p \end{bmatrix} = \mathbf{P}^{-1} \quad (2.17)$$

Her iki koordinat sistemindeki eşlenik nokta koordinatlarının da ölçü alınması durumunda Gauss-Helmert dengeleme modeli koşullu ölçüler dengelemesinin stokastik modelinin oluşturulması gerekmektedir. Ölçü olarak kabul edilen iki koordinat sistemindeki ortak noktaların koordinatlarının öncül doğruluklarından elde edilen kofaktörler matrisi ($\mathbf{Q}_{ll}$), Gauss-Helmert dengeleme modeline göre aşağıdaki gibidir. (Eşitlik 2.18)

$$Q_{ll} = \begin{bmatrix} Q_1^p & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Q_1^q & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Q_2^p & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & Q_2^q & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & Q_3^p & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & Q_3^q & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & Q_i^p & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & Q_i^q \end{bmatrix} = P^{-1} \quad (2.18)$$

Yukarıdaki eşitliklerdeki p sembolü 2. koordinat sistemini, q sembolü ise 1. koordinat sistemini temsil etmektedir. Formüller örnek olarak 4 adet eşlenik nokta için oluşturulmuştur.

Eşlenik nokta koordinatlarının kendi içinde korelasyonlu fakat birbirleriyle korelasyonsuz olması durumu için ve yalnız tek bir eşlenik nokta için Gauss-Helmert dengeleme modelinin ölçülerine ait varyans-kovaryans matrisi aşağıdaki şekilde oluşturulur (Eşitlik 2.19). Daha fazla eşlenik nokta için bu matris genişler. 3B Gauss-Helmert dengelemesi için varyans-kovaryans matrisi aşağıdaki şekilde açık olarak gösterilmektedir (Eşitlik 2.19).

$$C_{ll}^{3B} = \begin{bmatrix} \sigma_{p1_x}^2 & \sigma_{p1_x p1_y} & \sigma_{p1_x p1_z} & 0 & 0 & 0 \\ \sigma_{p1_x p1_y} & \sigma_{p1_y}^2 & \sigma_{p1_z p1_y} & 0 & 0 & 0 \\ \sigma_{p1_x p1_z} & \sigma_{p1_z p1_y} & \sigma_{p1_z}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{q1_x}^2 & \sigma_{q1_x q1_y} & \sigma_{p1_x p1_z} \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{q1_x q1_y} & \sigma_{q1_y}^2 & \sigma_{q1_z q1_y} \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{p1_x p1_z} & \sigma_{q1_z q1_y} & \sigma_{q1_z}^2 \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Eşlenik noktalar kümesi içindeki nokta koordinatlarının doğruluklarına göre, ölçüler için stokastik modelin oluşturulması önemli bir konudur. Eğer noktaların dengeleme öncesi doğrulukları biliniyor ise, bu durumda ölçü kümesi için tek bir “öncül birim ölçü varyansı” kullanılabilir. Fakat ölçü grubunun doğruluğu bilinmiyor ise veya ölçü grubu içinde farklı doğrulukta farklı noktalar grubu var ise bu durumda bu alt kümelerin stokastik modellerinin ayrı ayrı oluşturulup daha sonra birleştirilmesi gerekebilir. 3B benzerlik dönüşümünde genellikle dengelemeye konu olan ölçü koordinat grubunun hepsi aynı doğrulukta kabul edilmektedir. Fakat eşlenik noktalar kendi içinde gruplandırılabilir ve bu gruplar için farklı birim öncül varyans değerleri belirlemek gerekebilir.

2.3.2.1 Varyans bileşeni tahmini (VBT)

Dengeleme hesabında ölçü grupları için en uygun stokastik model oluşturmada, genellikle Varyans Bileşeni Tahmini (VBT) yöntemleri kullanılır. Bu yöntemde dengelemeye giren ölçülerin en uygun öncül doğrulukları, dengeleme sonuçları vasıtasıyla iteratif olarak elde edilir. Dengeleme, her iterasyonda yeni ağırlık matrisleri ile gerçekleştirilir. VBT yaklaşımına ilk çözüm, 1924 yılında önerilen Helmert yaklaşımıdır (Helmert, 1924). Daha sonra, 1970 yılında C. R. Rao, Helmert'in yaklaşımından habersiz, "Minimum Norm Quadratic Unbiased Estimation" (MINQUE) yaklaşımını uygulamıştır (Rao, 1970). Jeodezik ölçülerin normal dağılımda kabul edildikleri durumda, Helmert ve Rao tarafından önerilen her iki VBT yaklaşımı birbiri ile çok benzer sonuçlar üretir (Erol ve Erol, 2013).

VBT yaklaşımları özellikle farklı ölçü gruplarının aynı dengeleme modeli içinde bulunması gerektiği durumlarda kullanılmaktadır. Bu kapsamda, uydu bazlı ölçümler ile yersel ölçümlerin veya LiDAR ve fotogrametrik verilerin birleştirilmesi önemli bir uygulama alanıdır. Bu konuda yapılan birçok çalışma bulunmaktadır. Bu teknik, yersel lazer tarayıcıların kalibrasyonu (Chow, 2013), LiDAR verilerinin ve uydu görüntülerinin birleştirilmesi (Safdarinezhad, 2019) gibi birçok çalışmada kullanılmıştır. Presizyonlu mutlak konum belirlemek için GPS kod ve faz ölçülerinin birleştirilmesi (Tiberius ve Kenselaar, 2003), GPS baz vektörlerinin birleştirilmesi (Crocetto ve diğ., 1999; Ananga ve diğ., 1994), 1B deformasyonların izlenmesi amacı ile GPS ve nivelman ölçülerinin birleştirilmesi (Erol ve diğ., 2006; İzvoltová, 2004), VBT tekniğinin kullanıldığı diğer çalışmalara örnek olarak verilebilir.

VBT hesabında, uygulanan bir çok yaklaşım vardır (Hsu, 1999; Crocetto ve diğ., 2000; Hsu, 2001). Ancak bunlardan C.R. Rao tarafından geliştirilen MINQUE yöntemi uygulamada en bilinenidir. Bu çalışmada da nokta bulutlarının dönüşümünde ölçü olarak kullanılan eşlenik nokta gruplarının koordinatlarının ağırlıklarını belirlemek için MINQUE yöntemi kullanıldığından, burada kısaca açıklanacaktır. Yaklaşımın genel teorisi ve hesaplama algoritması, Rao (1970), Rao (1971), Rao ve Mitra (1971) ve Rao ve Kleffe (1988) de ayrıntılı olarak verilmektedir. MINQUE, bir karesel form yaklaşımı olup, minimum norm kriterini optimal olarak sağlayan kestirimi araştırır. Bu yöntem, yersel lazer tarayıcılarının kalibrasyonu (Chow ve diğ., 2013), LiDAR verilerinin ve uydu görüntülerinin birleştirilmesi (Safdarinezhad ve diğ., 2019) gibi çalışmalarda kullanılmasının yanı sıra, Chen ve Chrzanowski (1985) tarafından

nivelman ağlarının dengelemesinde, Wang ve diğ. (1998) tarafından GPS ağlarında ve deformasyon analizi amaçlı çalışmalarda da Erol ve diğ. (2006) tarafından kullanılmıştır.

2.3.2.1.1 MINQUE

The minimum norm quadratic unbiased estimation (MINQUE) yöntemi minimum en uygun standart değeri sağlayan, karesel hata içermeyen bir VBT yöntemidir. Gauss-Markov dengeleme modeli için kullanılır. Dengelemenin stokastik modeli için ölçü gruplarının varyans-kovaryans matrisi aşağıdaki şekilde oluşturulur (Eşitlik 2.20).

$$C_{\ell\ell} = \text{diag}[\sigma_i^2 Q_i] = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 Q_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 Q_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_k^2 Q_k \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

Eşitlik 2.20'e göre, k adet ölçü grubu için öncül varyans (σ_i^2) değerleri MINQUE yöntemi ile aşağıdaki şekilde kestirilir. Helmert' in VBT yaklaşımına emsal olarak, MINQUE-VBT yaklaşımının çözümü için, RAO denklemi olarak anılan eşitlik 2.21 bağıntısından hareket edilir.

$$S \sigma_i^2 = q \quad (2.21)$$

Burada “ σ_i^2 ” ($k \times 1$) bilinmeyen varyans bileşenlerini içeren vektör, S ($k \times k$) ise aşağıdaki şekilde oluşturulan simetrik bir matristir. S matrisindeki her eleman aşağıdaki formüller yardımıyla hesaplanır (Eşitlik 2.22):

$$s_{ij} = \text{tr}(RQ_i RQ_j), \quad i, j = 1, 2, \dots, k \quad (2.22)$$

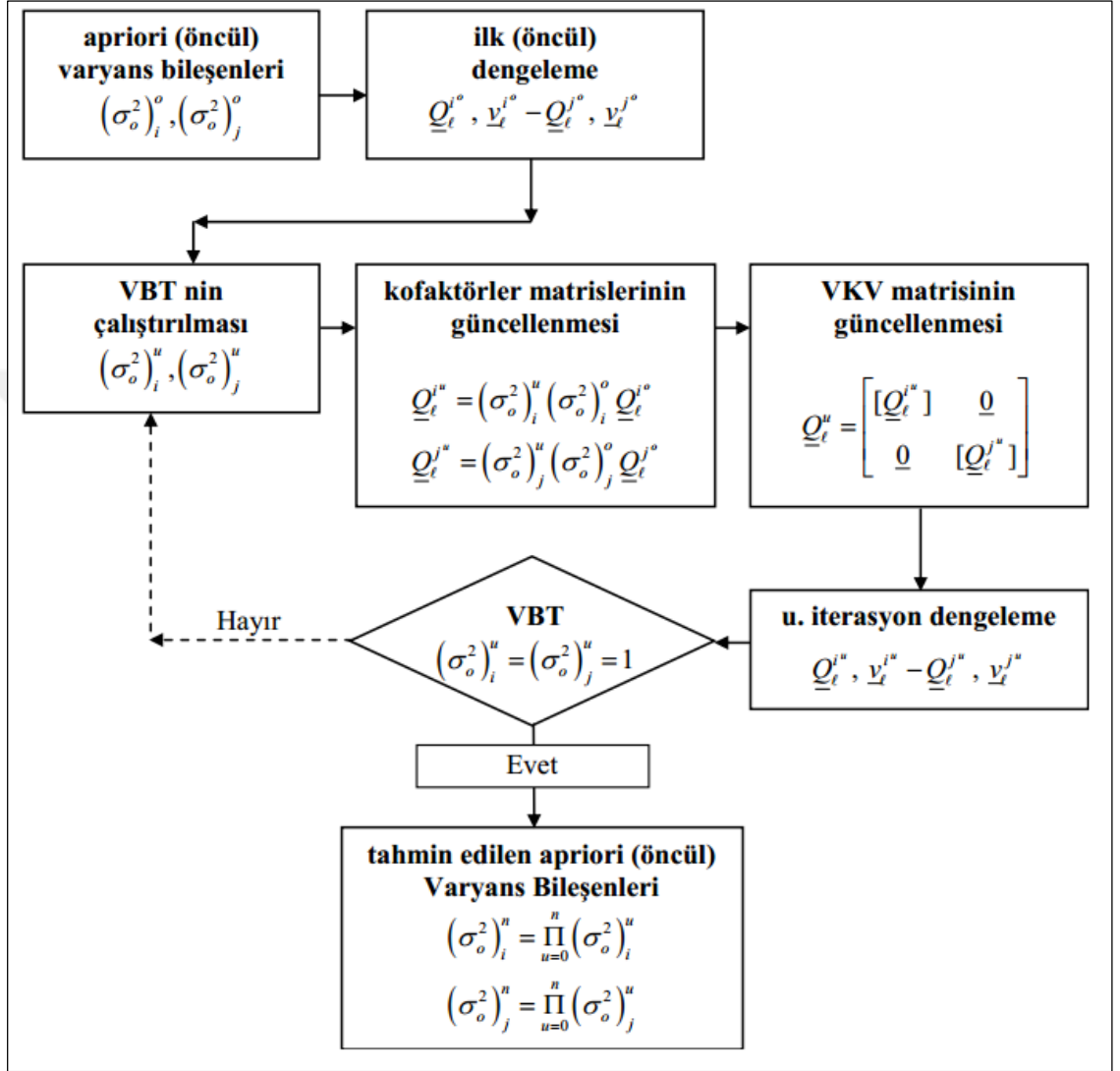
Burada, $\text{tr}(\ast)$ iz operatörüdür. Q_i ve Q_j her gözlem grubu için pozitif tanımlı bir kofaktör matrisidir. R matrisi ise aşağıdaki şekilde hesaplanan simetrik bir matristir:

$$R = C_{\ell\ell}^{-1} [I - A(A^T C_{\ell\ell}^{-1} A)^{-1} A^T C_{\ell\ell}^{-1}] \quad (2.23)$$

Burada, A , Gauss-Markov dengelemesinde bilinmeyenlerin katsayılar matrisi ve C_{ℓ} gözlemlerin varyans-kovaryans matrisidir. q vektöründe ise her ölçü grubunun karesel formunu gösteren q_i elemanları aşağıdaki eşitlikler yardımıyla belirlenmektedir. 2.24 eşitliğindeki v_i , her bir gözlem grubu için düzeltmelerdir.

$$q = \{q_i\}, \rightarrow q_i = v_i^T Q_i^{-1} v_i \quad (2.24)$$

Ölçü gruplarının öncül varyans değerlerinin iteratif olarak belirleneceği iMINQUE algoritmasının akış şeması aşağıda Şekil 2.4 de verilmektedir:



Şekil 2.4 : iMINQUE akış şeması (şekilde ölçülerin kofaktörler matrisi Q_ℓ , ölçü grupları ($i, j = 1, 2, \dots, k$) ve iterasyon sayısı ($u = 1, 2, \dots, n$) olarak ifade edilmiştir.) (Erol, 2008).

Gauss-Markov dengelemesinin stokastik modeli için farklı ölçü gruplarının dengeleme öncesi en uygun varyans bileşenlerinin tahmini için kullanılan yukarıdaki MINQUE yöntemine ek olarak, Gauss-Helmert dengeleme modelinin stokastik modeli için ölçü gruplarının öncül varyans değerleri Best Quadratic Unbiased Estimation (BQUE) yöntemiyle gerçekleştirilir (Eshagh, 2008).



3. YERSEL LiDAR ÖLÇME SİSTEMLERİ

LiDAR sistemleri, geniş bir alandaki 3B veriyi hızlı bir şekilde elde etmek için günümüzde çok sık kullanılan bir teknolojidir. Her tarama, ölçülen yüzeylerin 3B noktaları ile oluşan nokta bulutları kümesidir. LiDAR sistemlerinde, lazer tarayıcı ölçmeleri; GNSS, Inertial Measurement Unit (IMU) ve bir kameradan elde edilen veriler ile birleştirilir ve renkli nokta bulutları elde edilir (Scaioni, 2005). Yersel veya havadan LiDAR sistemleri tarafından üretilen nokta bulutları, genellikle verilerin elde edildiği sistemden farklı bir referans sisteminde üretilir. Büyük veya karmaşık nesneler, yalnızca bir lazer tarayıcı konumundan yeterince örneklenemez. Bu nedenle nesnenin tam ve detaylı bir modelini elde etmek için birden fazla kurulum ve ölçme gerekir. Bu kurulumlardan elde edilen lazer taramaları, ilgili lokal koordinat sistemlerinden farklı olan başka genel bir sisteme dönüştürülerek birleştirilmelidir (Vosselman, 2010).

3.1 Yersel LiDAR Sistemlerinin Ölçme Prensibi

Yersel lazer tarayıcılar, yatay ve düşey yönde bir ayna gibi hareket eden optik birim sayesinde, lazer ışınını yansıtarak ölçme işlemini yaparlar. Lazer tarayıcılar düşey eksen etrafında çok küçük açılar ile dönerek bu ışını yansıtırlar (Vozikis, 2004). Bu işlem periyodik olarak devam ederek, taramalar sonucunda büyük bir nokta bulutu elde edilir ve bu nokta bulutundaki her bir nokta kutupsal ya da kartezyen koordinatlar ile ifade edilir. LiDAR sistemleri kutupsal koordinatların yanında her bir noktanın intensity (sinyalin yüzeyden yansıma enerjisi) değerini de kaydetmektedirler (Yılmaz, 2006). Bunun yanında, yüksek çözünürlüklü kamera sistemlerine sayesinde renkli nokta bulutları da elde edilebilmektedir.

Lazer Tarayıcılar, objeyi her iki ekseninde belirli bir açı ile diziler şeklinde tarayarak nokta bulutunu oluşturur (Lichti, 2004). Her nokta için, alet merkezli kutupsal koordinatlar ölçülür. Bunlar; ölçülen noktaya olan eğik uzaklık " S_e ", ölçme doğrusunun yatay düzlemle yaptığı eğim açısı " θ " ve " α " yatay açıdır.

Yersel lazer tarayıcılarla elde edilen büyüklükler ve tarayıcı koordinat sistemi Şekil 3.1’ de görülmektedir. Şekil üzerindeki ölçülerin, parametrelerin ve koordinatların tanımı aşağıda verilmektedir.

x_P, y_P, z_P : Tarayıcı koordinat sisteminde nokta koordinatları

S_e : Lazer tarayıcı ile nesne arasındaki eğik mesafe,

α : Işın doğrultusunun x eksenine yaptığı yatay açı,

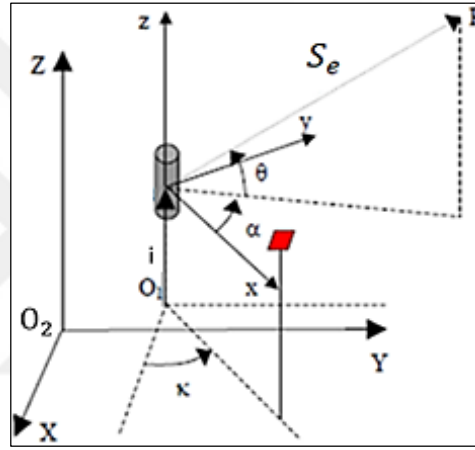
θ : Işın doğrultusunun yatay düzlemle yaptığı eğim açısı,

i : Alet yüksekliği,

O_1 : Lazer tarayıcı lokal koordinat sisteminin (xyz) merkezi,

O_2 : Yersel koordinat sisteminin (XYZ) merkezi,

olmak üzere,



Şekil 3.1 : Yersel lazer tarayıcı ölçme prensibi (Scaioni, 2005).

Ölçüler ile Kartezyen koordinatlar arasındaki matematiksel ilişki ve noktaların tarayıcı lokal koordinat sistemindeki 3B koordinatları (x_P, y_P, z_P), Eşitlik 3.1’deki gibidir (Scaioni, 2005):

$$\begin{aligned} x_P &= (S_e \cos\theta) \cos\alpha \\ y_P &= (S_e \cos\theta) \sin\alpha \\ z_P &= (S_e \sin\theta) + i \end{aligned} \quad (3.1)$$

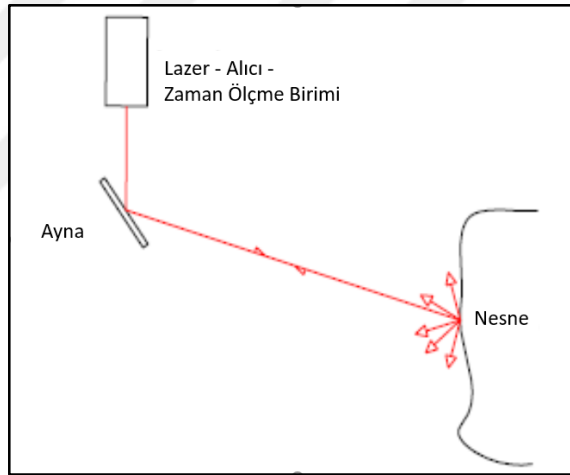
Eğer yersel koordinat sistemindeki XYZ nokta koordinatları gerekli olursa bu durumda tarayıcı koordinat sistemindeki xyz nokta koordinatlarına, $R_z(-\kappa)$ dönüklük matrisi ve öteleme değerleri uygulanır.

Yersel lazer tarayıcılar ölçme prensibine ya da teknik özelliklerine göre birbirleri arasında farklılık gösterirler. Bu nedenle uygulamaya göre yersel lazer tarayıcının

seçilmesi doğru bir yaklaşım olacaktır. Yersel lazer tarayıcılar uzaklık ölçmede kullanılan teknik özelliklerine göre üç sınıfa ayrılır (Boehler, 2002). Bunlar; 1- İmpuls (Time of Flight) Yöntemi; 2- Faz Karşılaştırma Yöntemi, 3- Üçgenleme (Triangulasyon) Yöntemi'dir.

3.1.1 İmpuls yöntemi

Ölçmelerde kullanılan lazer nesneye gönderilir ve lazer tarayıcı ile yüzey arasındaki uzaklık, sinyalin gidiş ve dönüşündeki uçuş süresi belirlenerek hesaplanır (Şekil 3.2). Bir ışık dalgasının en temel özelliği yayılma hızıdır. Belirli bir ortamda ışık dalgaları sabit hızla hareket ettiği için, kaynaktan hedef yüzeye ve tekrardan kaynağa ışığın toplam uçuş süresini ölçmek, mesafeyi belirlemek için çok uygun bir yoldur (Vosselman, 2010). Bu yöntemde, uzaklık ölçmelerinin standart sapmaları, birkaç milimetre olmaktadır (Boehler, 2002).



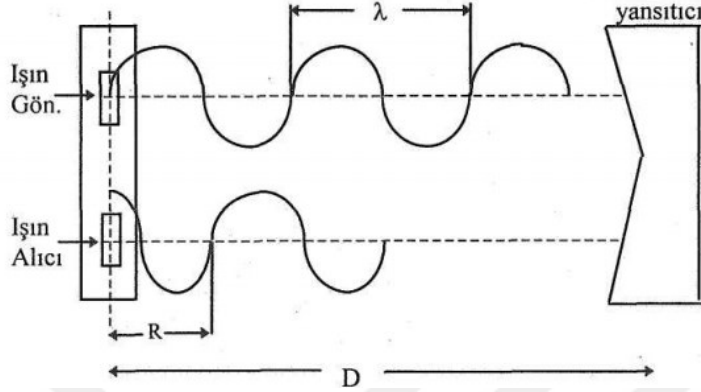
Şekil 3.2 : Lazer ışını gidişi ve dönüşü (Boehler, 2002).

3.1.2 Faz karşılaştırma yöntemi

Bu yöntemde; uzaklık, gönderilen ve alınan dalgalar arasındaki faz farkı ile hesaplanır. Ayrıca, bu yöntemde, tarayıcı ve obje arasındaki gidiş-dönüş tam dalga boyu sayısının belirlenmesi gerekmektedir. Tam dalga boyu sayısını belirleyebilmek için, çoklu frekans dalgaları kullanılabilir (Vosselman, 2010). Bu yöntemde, iyi belirlenmiş güçlü bir sinyale ihtiyaç olduğu için, faz farkı yöntemini kullanan tarayıcılar, kısa mesafelerde daha doğru sonuçlar verirler (Şekil 3.3) (Boehler, 2002). Bu yöntemde, alet ve yansıtıcı yüzey arasındaki mesafe, gidiş dönüş faz farkı ve toplam dalga boyu sayısının fonksiyonu ile Eşitlik 3.2 deki gibi belirlenir. İki nokta arasındaki mesafe

(D), n tam dalga boyu sayısı, λ dalga boyu ve R faz farkından hesaplanan dalga boyunun kesir değeri olmak üzere, aşağıdaki eşitliğe göre belirlenir (Eşitlik 3.2).

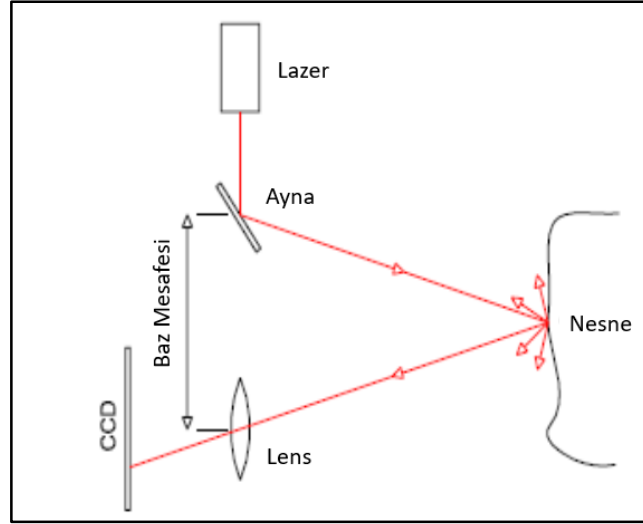
$$D = \frac{1}{2} (n \cdot \lambda + R) \quad (3.2)$$



Şekil 3.3 : Faz farkı yöntemi (Uzel, 1981).

3.1.3 Üçgenleme yöntemi

Tarayıcılar, aletin sinyal gönderim merkezinden nesneye doğru, lazer ışını gönderir ve lazer ışınlarını seçebilen bir alıcı ile geri alır. Nesnelere ait yüzey noktalarının üç boyutlu koordinatları, üçgenleme ile elde edilir. Bu prensip, mesafe bulucuların kullanıldığı araştırmalarda öncelikli olarak tercih edilmektedir. Bu tarayıcılar, dış ortamda kullanılan tarayıcılarından daha doğru ve hassas olduğu için, endüstriyel çalışmalarda, kısa mesafelerde ve küçük nesneler için oldukça verimli olarak kullanılabilir (Boehler, 2002) (Şekil 3.4).



Şekil 3.4 : “Üçgenleme” yöntemi (Boehler, 2002).

3.2 Mobil LiDAR Bileşenleri

Mobil LiDAR Sistemleri (MLS'ler), 90'lı yılların başlarında Ohio Eyalet Üniversitesi'ndeki birçok jeodezist, fotogrametrist ve veritabanı uzmanı tarafından otomatik haritalama problemlerini çözmek için geliştirilen Mobil Haritalama Sistemleri (Mobile Mapping System (MMS)) olarak bilinir (Novak, 1995). İlk Mobil LiDAR Sistemleri eş zamanlı olarak Calgary Üniversitesi Geomatik Mühendisliği Bölümü'nde geliştirildi (Toth, 2009). Mobil LiDAR sistemleri, optik teknolojiye dayalı Mobil Haritalama Sistemlerinden aşamalı olarak geliştirilmiştir. Lazer teknolojisinin ekonomik hale gelmesiyle bu teknik optik MMS sistemlerine eklenmiştir. Coğrafi referans ve veri toplama altyapısının zaten mevcut olması sebebiyle optik sistemden LiDAR sistemine geçiş çok kolaylıkla yapılmıştır. Optik sisteme lazer sensörü eklenmiş ve bu sistem mobil LiDAR sistemi olarak anılmaya başlanmıştır. Yeni LiDAR sistemi, yüksek çözünürlüklü ve doğru coğrafi verilerin birincil kaynağı olurken, dijital kameralar görselleştirme amacıyla kullanıldıkları için ikincil bir role sahip olmuşlardır (Toth, 2009).

MLS'ler dört ana bileşenden oluşur: GNSS (Küresel Navigasyon Uydu Sistemi), IMU (Atalet Ölçüm Birimi), Kameralar ve Lazer Tarama Sistemleri. Bazı MLS'ler, kilometre sayacı olarak bilinen bir Distance Measurement Instrument (DMI) (Mesafe Ölçüm Birimi) sistemine sahiptir. Kilometre sayacı, mesafe ölçümleri için bir sensördür. Bu sistem, arabadaki tekerleklerin devir sayısını ölçmektedir. Kilometre sayacı, yol boyunca konum hatalarını sınırlamak için kullanılabilir (Løvås, 2017).

Mobil LiDAR sistemleri, araba, tren, uçak, tekne vb. hareketli bir araca monte edilen entegre sistemlerdir (Toschi ve diğ., 2015). MLS'ler, kültürel miras, CBS (Coğrafya Bilgi Sistemi), jeodezik uygulamalar ve mekansal karar destek sistemleri gibi çeşitli uygulamalarda hızlı ve ayrıntılı nokta bulutu elde etmek için yaygın olarak kullanılan ölçme donanımlarıdır (Rusu ve diğ., 2008). Aynı zamanda 3B şehir modelleme ve deformasyon analiz çalışmalarında kullanılmaktadır (Sun ve diğ., 2020). MLS sistemleri çok bileşenli sistemler ile veri topladıkları için, GNSS sinyal kopmalarına karşın, IMU ve DMI gibi sistemler ile GNSS sistemini desteklerler. MLS'lerin önemli bir bileşeni olan IMU, lazer tarayıcıya doğrudan sabitlenmiş ya da tarayıcıya yakın bir konumda sabit bir ölçüm platformu üzerinde bulunur. Genellikle, ivme verilerini ve dönüklükleri kaydeder. İvme verileri, GNSS tekniğinden elde edilen konum verisinin enterpolasyonunu desteklemek için kullanılabilirken, yani GNSS verisinin kesildiği durumlarda IMU ile konum verisi belirli bir süre üretilebilirken, dönüklük açıları hareketli platformun yönünü belirlemek için kullanılır. Bu sistemlerin tümü, üç boyutlu (3B) koordinat sisteminde nokta bulutunu oluşturmak için birlikte çalışır. Bu sistemde, çevredeki nesnelerden yansıyan lazer ölçümü, araç hareket halindeyken LiDAR tarafından sürekli olarak elde edilir. Aynı zamanda GNSS ve IMU sistemleri, coğrafi referanslama için lazer ölçümlerinin mutlak konumunu belirler (Jing ve diğ., 2020).

3.3 Mobil LiDAR Sistemlerin Ölçme Prensibi

Yersel lazer tarayıcıların çoğu yerel (lokal) bir koordinat sisteminde çalışabilmektedir. Fakat mobil lazer tarama sistemleri global jeodezik koordinat sisteminde çalışmaktadır (Toth, 2009; Olsen, 2013). Mobil LiDAR ölçme sistemindeki bütün koordinat sistemleri sağ el koordinat sisteminde (Toth, 2009). Mobil LiDAR sistemlerinin ölçme prensibi Şekil 3.5' de ve ürettiği koordinatlar Eşitlik 3.3'de verilmektedir (El-Sheimy ve Lari, 2020).

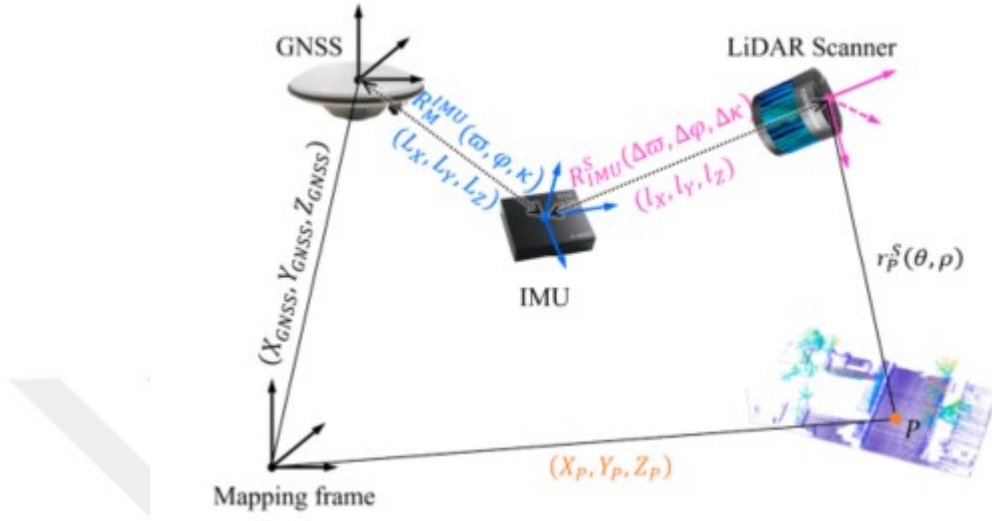
X_P, Y_P, Z_P	: Earth Center Earth Fixed (ECEF) sisteminde bir noktanın koordinatları
$R_M^{IMU}(\omega, \varphi, \kappa)$	: IMU ve ECEF arasındaki dönüklük matrisi
$R_{IMU}^S(\Delta\omega, \Delta\varphi, \Delta\kappa)$	: IMU ve lazer tarayıcı arasındaki dönüklük matrisi
$X_{GNSS}, Y_{GNSS}, Z_{GNSS}$	: ECEF sistemindeki GNSS alıcı anteninin konum vektörü
l_X, l_Y, l_Z	: IMU ve tarayıcı koordinat sistemleri arasındaki konum farklarının vektörü

L_X, L_Y, L_Z

: IMU ve GNSS alıcı anteni arasındaki konum fark vektörü

$r_S^P(\theta, \rho)$

: Lazer tarayıcının koordinat sistemindeki bir P noktasının konum vektörü, (θ ve ρ sırasıyla lazer tarayıcı ile ölçülen tarama açısı ve mesafe)



Şekil 3.5 : Mobil LiDAR sisteminin ölçme geometrisi (Ma ve diğ, 2019).

$$\begin{bmatrix} X_P \\ Y_P \\ Z_P \end{bmatrix} = +R_M^{IMU}(\omega, \varphi, \kappa) \cdot \left(R_{IMU}^S(\Delta\omega, \Delta\varphi, \Delta\kappa) \cdot r_S^P(\theta, \rho) + \begin{bmatrix} l_X \\ l_Y \\ l_Z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_X \\ L_Y \\ L_Z \end{bmatrix} \right) + \begin{bmatrix} X_{GNSS} \\ Y_{GNSS} \\ Z_{GNSS} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$



4. NOKTA BULUTLARININ BİRLEŞTİRİLMESİ

Nokta bulutu birleştirme işlemi, 3B uzayda iki farklı koordinat sisteminde elde edilen lazer tarama verilerini birleştirme işlemine denir. İlk birleştirme ve hassas birleştirme olarak 2 temel adımdan oluşur. (Yoshimura ve diğ, 2016; Gojcic ve diğ, 2020). İlk birleştirme işlemi, nokta bulutları arasında kaba yöneltme için tercih edilir. Kaba yöneltme, ilk hizalama olarak da bilinir (Matabosch ve diğ, 2005). Hassas birleştirme işlemi etkili bir ilk hizalama ile başlar (Fangning ve Habib, 2016). Presizyonlu tam birleştirme işlemi için yüksek doğruluklu bir ilk dönüşüm gereklidir. Nokta bulutlarının ilk hizalanması veya öncül birleştirme adımı farklı sistemlerden ya da farklı konumlardan gelen 3B nokta bulutlarının birleştirme işlemi için gereklidir. Nokta bulutlarının öncül birleştirilmesi için, birçok otomatik ortak nokta eşleme algoritması vardır. Fakat eşleme işleminden önce iki temel adım vardır: “Anahtar Nokta Belirleme” ve “Anahtar Nokta Tanımlama”. Bu iki adım otomatik eşleme işleminin temel adımlarındandır.

4.1 Anahtar Nokta Belirleme

Anahtar nokta belirleme, 3B nokta bulutlarında otomatik eşleme yapılabilmesi için yüzeyden otomatik olarak belirli bir özelliğe göre (eğrilik, pürüzlülük, yüzey normali değişimi... vs.) seçilen noktaların belirlenmesi işlemidir. Anahtar nokta belirleme, nokta bulutlarının otomatik eşlenmesi için kritik bir öneme sahiptir. Noktalar uygun olarak belirlenmez ise, eşlenecek nokta bulunamayabilir. 3B nesnelerin modellenmesi, 3B LiDAR teknolojisinin gelişmesinden dolayı önem kazanmıştır. 3B anahtar nokta belirleme üzerine geliştirilen algoritmaların çoğu son 10 yılda önerilmiştir. 3B anahtar nokta belirleme algoritmalarının en popülerleri 3B Harris ve 3B SIFT algoritmalarıdır (Bueno ve diğ, 2017). Intrinsic Shape Signatures (ISS) (Zhong, 2009) ve Local Surface Patches (LSP) (Chen ve Bhanu, 2007) algoritmaları Harris ve SIFT algoritmalarını takip eder.

3B Harris Algoritması Rusu ve Cousins tarafından 2011 yılında geliştirilmiştir (Rusu ve Cousins, 2011). 3B Harris yaklaşımı noktaların yüzey normaline dayanır ve nokta bulutlarının 3B geometrik şekline göre çalışır. SIFT algoritması ise, görüntülerin gradyan değerlerine göre (belirli sınır veya köşe bölgeleri) anahtar noktaları tespit etmektedir. Diğer yandan, 2B SIFT algoritması farklı ölçeklerdeki Gauss filtreleri kullanılarak görüntüye tekrarlı bir şekilde bulanıklık uygulayarak anahtar noktaları elde eder. 3B SIFT versiyonu ise, görüntülerin rengi yerine LiDAR lazer intensity (lazerin yüzeyden yansıma enerjisi) değerlerini kullanır. (Bueno ve diğ, 2017)

Intrinsic Shape Signatures (ISS) ve Local Surface Patches (LSP) algoritmaları bu tez çalışmasında anahtar noktaların belirlenmesi amacıyla tercih edilmiştir. ISS algoritması, komşu noktalara göre hesaplanan yüzey normaline göre bir koordinat sistemi oluşturur (Zhong, 2009). Daha sonra; öz değerler ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$) ve öz vektörleri kullanarak ağırlıklandırma yapar ve belirli bir oranın ($Th_{12} = 0.975, Th_{23} = 0.975$) altında kalan noktalar, anahtar noktalar olarak belirlenir (Eşitlik 4.1) (Tombari ve diğ, 2013).

$$\frac{\lambda_2(p)}{\lambda_1(p)} < Th_{12} \ \& \ \frac{\lambda_3(p)}{\lambda_2(p)} < Th_{23} \quad (4.1)$$

LSP algoritması ise temel eğrilikleri (κ_1, κ_2) kullanarak anahtar nokta belirler. LSP eğrilik tabanlı şekil indeksi kullanır (Eşitlik 4.2). (Chen ve Bhanu, 2007)

$$S_i(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{\kappa_1 + \kappa_2}{\kappa_1 - \kappa_2} \quad (4.2)$$

Anahtar nokta belirlemek için ayrıca ortalama şekil indeksi hesaplanır. Bir noktanın şekil indeksi (S_i), ortalama şekil indeksinden (μ_{S_i}) belirgin şekilde büyük veya küçük ise; o nokta anahtar nokta olarak belirlenir (Eşitlik 4.3). (Chen ve Bhanu, 2007)

$$\mu_{S_i}(p) = \frac{1}{N} \sum S_i(p) \quad (4.3)$$

4.2 Anahtar Nokta Tanımlama ve Eşleme

Anahtar nokta tanımlama ve eşleme algoritmaları, nesne tanımlama uygulamalarında ve 3B bina modellerinin çatı detaylarının çıkarılması gibi birçok uygulamada kullanılmaktadır. Yoshimura ve diğ. (2016) Temel Bileşen Analizi (TBA = PCA) ile bina

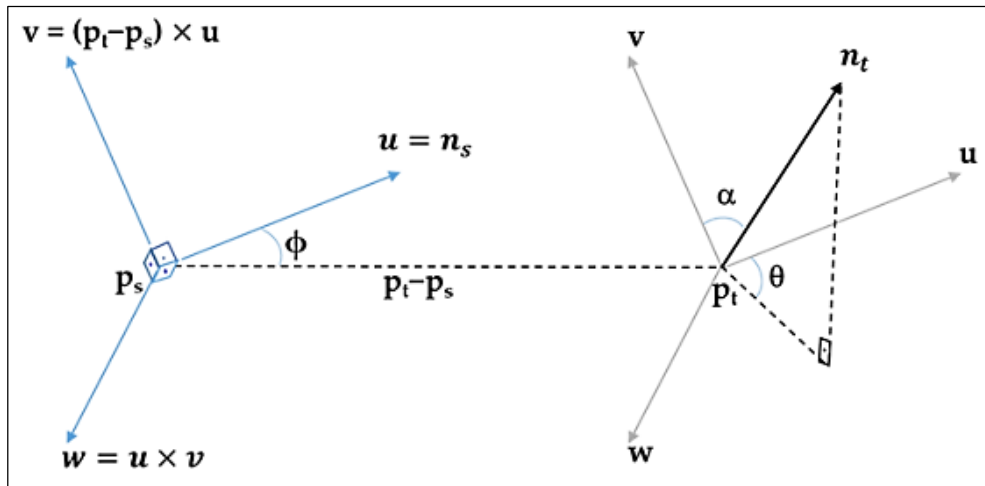
çatısından elde edilen köşe ve özel çatı hatlarını belirlemiştir. PCA tekniği, nesnelerin geometrik özelliklerine göre analize izin veren bir tekniktir. Yoshimura, bir doğru denklemi olan “ $ax + by + c = 0$ ” denklemine göre; bir duvarın ve çatı saçaklarının noktalarının düz bir çizgi boyunca uzandığını düşünmüştür. Böylece bina sınırlarını bu noktaların ortogonal projeksiyonuna ait olan çizgilere göre belirlemiş ve bina kenarı uzunluğu ile kenarlar arasındaki açı benzerliğine göre noktaları eşleştirmiştir.

The Point Feature Histograms (PFH) 2008 yılında Rusu ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir (Rusu ve diğ., 2008). PFH yöntemi, nokta eşleştirmenin yanı sıra, nokta bulutlarında kenar, köşe, düzlem gibi bileşenlerin sınıflandırılmasında da kullanılır. Bu yöntem, bir noktanın yanındaki tüm komşu nokta çiftleri arasında inşa edilen bir Darboux çerçevesi kullanır (Şekil 4.1). Darboux çerçevesinin kaynak noktaları, normal ile p_s ve p_t nokta çifti arasındaki bağlantı hattı arasında bulunan daha küçük açıya sahip olan noktadır (Şekil 4.1). Eğer p_s ve p_t eşlenik nokta ise, yani yüzey normaline göre kaynak ve hedef nokta bulutunda eşlenik noktalar ise; Darboux (u, v, w) çerçevesi aşağıdaki gibi tanımlanır (Eşitlik 4.4, 4.5, 4.6):

$$u = n_s , \quad (4.4)$$

$$v = u \times (p_t - p_s) / \|p_t - p_s\| , \quad (4.5)$$

$$w = u \times v , \quad (4.6)$$



Şekil 4.1 : İki nokta arasında darboux çerçevesi (Rusu, 2009).

Darboux çerçevesi temelinde 3 Açı (α , ϕ , θ) hesaplanır (Eşitlik 4.7, 4.8, 4.9, 4.10):

$$\alpha = v \cdot n_t , \quad (4.7)$$

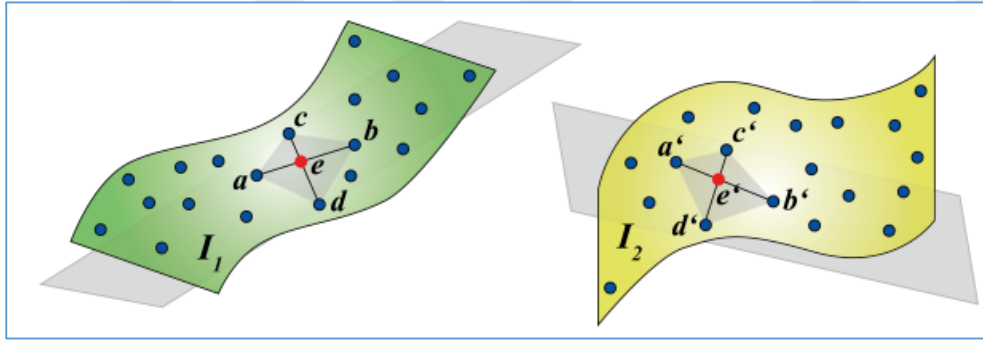
$$\phi = u \cdot (p_t - p_s)/d , \quad (4.8)$$

$$\theta = \arctan(w \cdot n_t, u \cdot n_t) , \quad (4.9)$$

$$d = \|p_t - p_s\| \quad (4.10)$$

Burada “ d ”; p_s ve p_t arasındaki mesafedir. Üç açı ve bir uzaklık değeri, iki nokta ile iki normal vektör arasındaki ilişkiyi açıklar. Bu dört değer, benzer bir ilişkiye sahip olan p etrafındaki nokta çiftlerinin yüzdesini gösteren p noktasının histogramı olarak hesaplanır. PFH algoritması, p ’nin komşularının tüm olası çiftleri için bu histogramı oluşturur ve her nokta çiftinin histogramlarına göre bir benzerlik oranı hesaplar. Bunun sonucunda en benzer noktaları eşlenik olarak kabul eder.

4PCS (4-Points Congruent Sets) algoritmasında (Novak ve Schindler, 2013), referans nokta bulutundan 4 nokta seçilir ve diğer referans nokta bulutunda aranır, böylece ilgili noktalar benzerlik ilişkisine göre bulunur. 4 noktanın kesişme noktası (eş düzlem) seçilen referans nokta bulutundaki “ e ” noktası; diğer nokta bulutunda, “ e' ” noktasıdır (Şekil 4.2). r_1 ve r_2 oranları aynı düzlemdaki kesişim noktasına göre belirlenir. Bu oranlar, 4 nokta için diğer nokta bulutunda aranır (Eşitlik 4.11).



Şekil 4.2 : 4PCS Algoritması nokta seçimi (P. W. Theiler ve diğ, 2013).

$$\begin{aligned} r_1 &= (a - e)/(a - b) \\ r_2 &= (c - e)/(c - d) \end{aligned} \quad (4.11)$$

Bu algoritmanın temel adımları şu şekildedir:

- ➔ İlk 4 nokta, belirli bir tolerans değerine göre nokta bulutundan seçilir.
- ➔ Daha sonra kesişen iki çapraz uzunluklar hesaplanır: $x = b' - a'$ ve $y = d' - c'$ (Şekil 4.2).

→ Her nokta çifti için, iki köşegenin olası kesişme noktası hesaplanır (Eşitlik 4.12);

$$\begin{aligned} e_{ab} &= a' + r_1 x; & e_{ba} &= b' - r_2 x \\ e_{cd} &= c' + r_1 y; & e_{dc} &= d' - r_2 y \end{aligned} \quad (4.12)$$

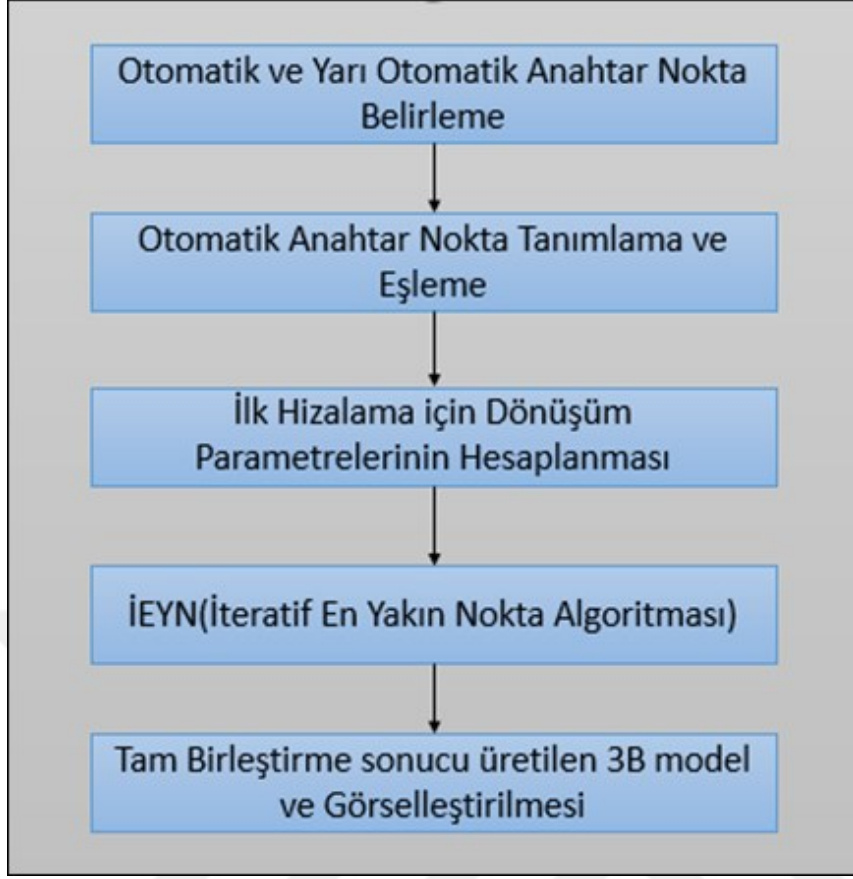
→ Bu değerlerin arasındaki farklar belirli tolerans değerden (δ_2) küçük olmalıdır (Eşitlik 4.13).

$$(e_{ab} - e_{cd}) < \delta_2; (e_{ab} - e_{dc}) < \delta_2; (e_{ba} - e_{cd}) < \delta_2; (e_{ba} - e_{dc}) < \delta_2 \quad (4.13)$$

En uygun dört nokta, burada verilen tolerans değerine göre belirlenir (Eşitlik 4.13) .

4.3 Önerilen İlk Hizalama Algoritması

Önerilen algoritma, hem otomatik olarak belirlenen anahtar noktalar için, hem de yarı otomatik olarak seçilen anahtar noktalar için çalışabilmektedir. Yarı otomatik metot, büyük nokta bulutları için önerilmektedir. Algoritma, anahtar noktalar belirlendikten sonra, bu anahtar noktaları tamamen otomatik olarak tanımlayıp, eşlenik noktaları bulmaktadır. Eşlenik noktalar her iki nokta bulutu için belirlendikten sonra İEYN algoritmasının ilk şartı olan, ilk hizalama için dönüşüm parametreleri hesaplanıp, 3B Helmert dönüşümü uygulanmaktadır. Daha sonra İEYN algoritmasına verilen nokta bulutları tam birleştirme işlemine tabi tutulmak suretiyle, nokta bulutları 3B modelleme ve görselleştirme işlemine hazır hale getirilmektedir. Çalışmada önerilen yöntem kullanılarak nokta bulutlarının tam olarak birleştirilmesi iş akış şeması Şekil 4.3'de verilmiştir.



Şekil 4.3 : Önerilen algoritma ile ilk hizalama ve İEYN ile tam birleştirme iş akış şeması.

4.3.1 Anahtar nokta belirleme algoritması

Bu çalışma için oluşturulan anahtar nokta belirleme algoritmasında, yüzey eğrilikleri hesaplandıktan sonra, yüksek eğrilik değerlerine göre nokta bulutu filtrelenir. Eğrilik hesabı için, minimum öz değer ve toplam öz değerler arasındaki orana dayalı kovaryans analiz metodu tercih edilmiştir (Hoppe ve diğ, 1992). Bu metot yüzey varyansı yöntemi olarak da bilinmektedir (Pauly ve diğ, 2002). Yüzey varyansı bir nokta ve onun komşularına ait koordinat bilgilerini kullandığı için nokta bulutları için uygundur. Ayrıca, Temel Bileşen Analizi (TBA) tabanlı olduğu için bilgisayarlı hesaplama süresi kısadır. Yüzey eğrilik hesabında, öncelikle en yakın komşu noktalara göre bir kovaryans matrisi (C) oluşturulur ve her bir p_i noktası için kovaryans matrisi hesaplanır (Eşitlik 4.14) (URL 1).

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T \quad (4.14)$$

Eşitlik 4.14’de k , p_i ’ nin komşu noktalarının sayısı; $\bar{p}$, p_i ’ nin en yakın komşu noktalarının 3B koordinat ağırlık merkezini temsil eder (Eşitlik 4.14). Bu kovaryans matrisleri üzerinden öz değer ve öz vektörlerinin hesaplanması için ise Eşitlik 4.15’teki denklem kullanılır.

$$Cv = \lambda v \quad (4.15)$$

Eşitlik 4.15’teki C , $n \times n$ boyutlarında bir kovaryans matrisi olmak üzere; v , $n \times 1$ boyutunda ve sıfır olmayan bir öz vektördür. İlgili eşitlikteki λ sembolü ise skaler bir değerdir ve öz değeri temsil eder. Yukarıdaki denklemin çözümü için, öncelikle denklem aşağıdaki formda yazılır (Eşitlik 4.16a ve 4.16b):

$$Cv - \lambda v = 0 \quad (4.16a)$$

$$(C - \lambda I)v = 0 \quad (4.16b)$$

Yukarıdaki denklemin çözümü için ilgili denklemdeki $(C - \lambda I)$ ifadesinin determinant değeri sıfır olmalıdır (Eşitlik 4.17).

$$\det(C - \lambda I) = 0 \quad (4.17)$$

Yukarıdaki denklemin determinant açılımı yapılarak “ n ” adet öz değer hesaplanır ve Eşitlik 4.16b üzerinden bu öz değerlerin her birine karşılık gelen öz vektörler sırasıyla bu denklemde yerine konularak ayrı ayrı hesaplanır. Daha sonra, kovaryans matrisi ve öz değerler arasındaki ilişki kullanılarak eğrilik hesabı, Eşitlik 4.18’deki gibi yapılır.

$$\kappa = \frac{\text{minimum}(\lambda)}{\text{toplamlam}(\lambda)} \quad (4.18)$$

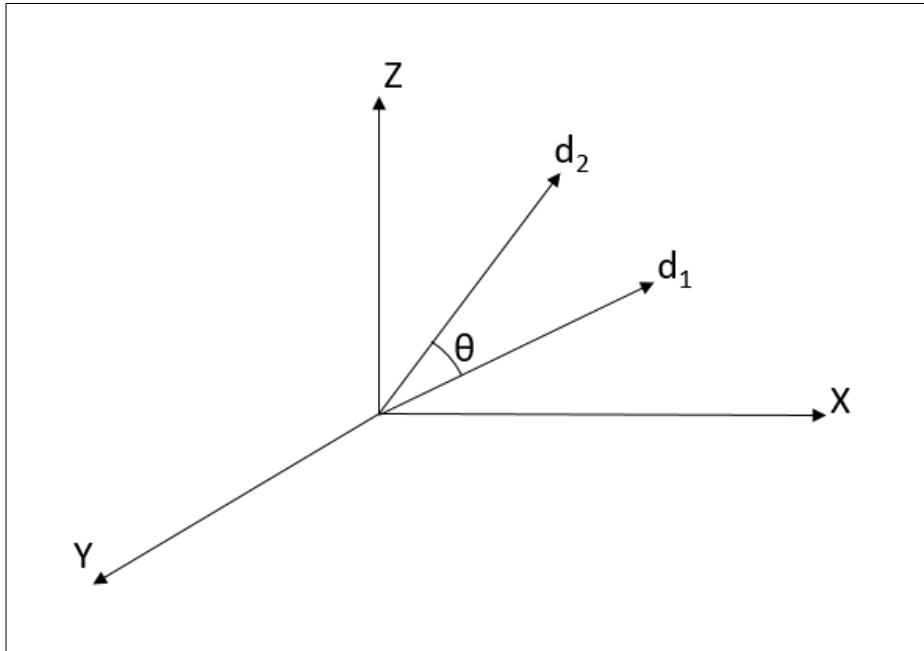
Eşitlik 4.18’de, κ , her bir nokta için kovaryans matrislerinden hesaplanan bir yüzey eğrilik değeridir ve minimum öz değer, öz değerlerin toplamına bölünmesi ile hesaplanır (URL 1).

Önerilen otomatik anahtar nokta belirleme algoritması, yukarıda anlatıldığı üzere 3D Harris, ISS ve LSP metotlarına benzer şekilde çalışmaktadır. Bu çalışmada, sadece köşe noktalarını belirlemek için öz değer ve öz vektörlerden üretilen eğrilik değerleri filtre edilerek kullanılmıştır. Filtreleme adımında, yüzeyin en küçük ‘x’ , ‘y’ ve ‘z’ değerleri hesaplandıktan sonra, anahtar noktaları seçebilmek için bütün nokta bulutu 3B küplere ayrılır. Daha sonra, her küpten bir nokta seçilmek suretiyle, küpün içindeki

en büyük eğriliğe sahip olan nokta, anahtar nokta olarak belirlenir. Bu şekilde gerçekleştirilen anahtar nokta belirlemenin en önemli amacı, 3B dönüşüm parametrelerini daha doğru elde edebilmek için bütün nokta bulutu yüzeyinden homojen olarak dağılmış anahtar noktalar seçebilmektir. Anahtar nokta belirleme algoritması Matlab platformu üzerinde geliştirilmiştir. Görselleştirme için ise Cloud Compare açık kaynak kodlu yazılım tercih edilmiştir.

4.3.2 Anahtar nokta tanımlama ve eşleme algoritması

Önerilen tanımlama ve eşleme algoritmasında temel olarak, 3B iki vektör arasındaki açının kosinüs değeri ve öklid mesafeleri ele alınmaktadır (Şekil 4.4). Bu bağlamda, anahtar noktaların 3B vektörlerinin kosinüs benzerliği ve mesafe benzerliği hesaplanmaktadır. PFH algoritması, anahtar nokta tanımlama ve eşleme için 3 açı kullanılırken, önerilen yöntemde bu işlem için tek açı kullanılmaktadır. PFH yüzey normaline bağlı açıları kullanırken, sunulan yöntemde herhangi iki 3B vektör arasındaki açı kullanılmaktadır. Önerilen yöntem, ISS, 4PCS ve PFH gibi literatürde sıklıkla kullanılan yöntemlerle karşılaştırıldığında algoritmik temelde farklılıklar göstermektedir. Örneğin, PFH algoritması vektörel çarpımları kullanırken, önerilen yöntemde skaler çarpım kullanılmaktadır (Eşitlik 4.19).



Şekil 4.4 : Kosinüs benzerliği algoritması.

$$\cos(\theta) = \frac{\vec{d}_2 \cdot \vec{d}_1}{\|\vec{d}_2\| \cdot \|\vec{d}_1\|} = \frac{\sum_{i=1}^n d_{2i} \cdot d_{1i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{2i})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{1i})^2}} \quad (4.19)$$

Eşitlik 4.19’da verilen kosinüs benzerliği hesabında; $\vec{d}_2$ ve $\vec{d}_1$, bir anahtar noktadan aynı nokta bulutundaki diğer anahtar noktalara olan mesafe vektörleridir. “ θ ” ise iki 3B vektör arasındaki açıdır. Önerilen algoritmada, öncelikle her bir anahtar nokta için seçilen diğer noktalara öklid mesafesi ve ilgili açı kosinüs değeri hesaplanır. Bu adımlar sadece anahtar noktaları tanımlama algoritması kapsamında uygulanır. Önerilen otomatik anahtar nokta eşleme algoritması iki temel alt algoritmadan oluşmaktadır: 1. alt algoritma otomatik anahtar nokta tanımlama algoritmasıdır, 2. alt algoritma ise otomatik eşlenik nokta belirleme algoritmasıdır. 1. alt algoritmaya ait detaylar Algoritma 1’de paylaşılmıştır. Algoritma 1’deki F (boş matris), nokta tanımlama işlemi için oluşturulmuş ve açı ile mesafe özelliklerini tutan bir matristir. N_p , nokta bulutu “ P ” deki toplam anahtar nokta sayısıdır. “ N_c ” ise nokta bulutundan oluşturulan nokta kombinasyonlarının sayısıdır. Bu nokta kombinasyonlarının tamamı “ C ” ile gösterilir. “ P_c ” ise C nokta kombinasyonu kümesindeki her bir kombinasyondur. “ p_r ” referans noktası, “ p_b ” röper noktalarıdır, “ f_A ” noktalar arasındaki açı kosinüs değerlerini, “ f_D ” ise noktalar arasındaki öklid mesafelerini gösteren bir değişkendir. Buna göre; ilgili algoritmada öncelikle nokta bulutundaki toplam anahtar nokta sayısı hesaplanır ve sırasıyla her noktaya bir ID verilir. Bu ID değerleri 1’den başlayıp toplam nokta sayısı olan N_p ’ye kadardır (Şekil 4.5). Gerçekleştirilen işlemlerde noktaların etiketleri olarak bu ID bilgileri kullanılır. Sonrasında ise, tüm nokta sayısı ve seçilecek olan alt nokta kümelerinin eleman sayısı kullanılarak mevcut nokta bulutundan oluşturulabilecek ve N_c adet elemandan oluşan tüm alt kümeler (C) belirlenir (Şekil 4.5). Bu işlem temel bir kombinasyon işlemidir ve Algoritma 1’deki 3 numaralı satırda ifade edilir. İlgili işlemler sonucunda, her biri N_c adet elemandan oluşan alt nokta kümeleri oluşturulur. Bu işlemlerin devamında ise, her bir alt nokta kümesi (bu alt nokta kümesi bir nokta kombinasyonudur) içindeki her bir nokta sırasıyla referans noktası (p_r) olarak, geriye kalan noktalar ise röper noktaları (p_b) olarak seçilir. Sonrasında, açı kosinüs ve mesafe değerleri (f_A ve f_D) hesaplanır ve hesaplanan bu değerler nokta ID bilgileri ile birlikte F matrisine ayrı satırlar halinde yazılır. Algoritma 1’deki 7 ile 11 numaralı satırlar arasında kalan işlemlerde de görülebileceği gibi, her bir satır sırasıyla bir referans noktasını, röper noktalarını ve bu noktalar kullanılarak hesaplanmış olan nokta özelliklerini içerir. İlgili

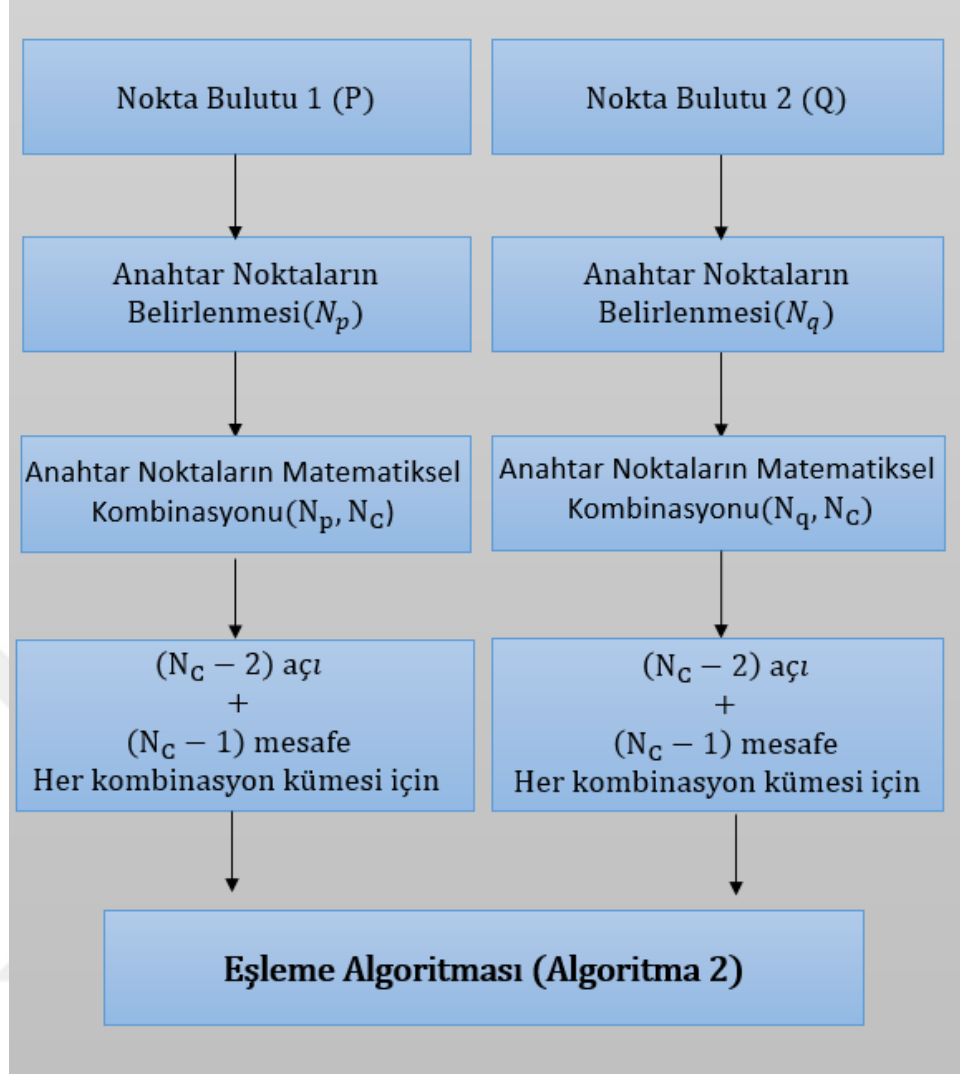
işlem bloğu, her bir kombinasyondaki bütün noktalar için gerçekleştirilir ve bu işlem her bir kombinasyon için tekrarlanarak F matrisi oluşturulur.

Algoritma 1: Anahtar nokta tanımlama algoritması

Giriş: P nokta bulutu, N_C nokta bulutundan seçilecek anahtar noktaların sayısı
Çıkış: F nokta bulutu özellik matrisi

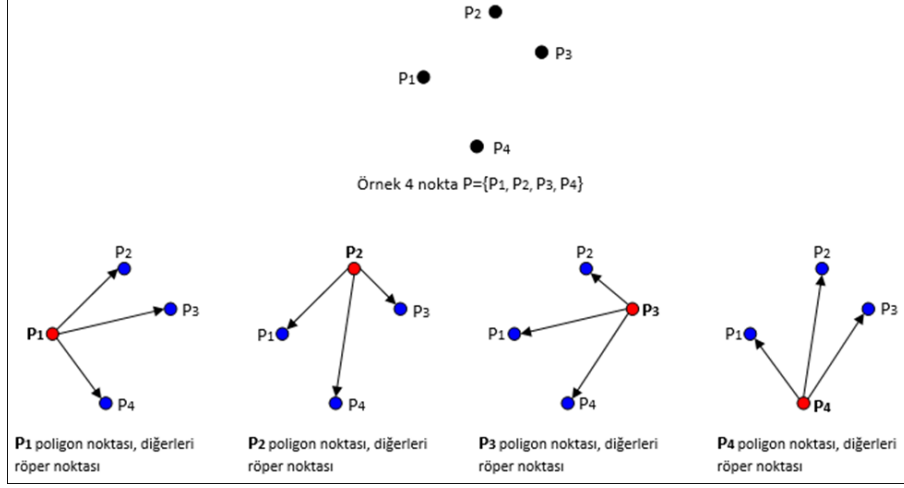
- 1: $F \leftarrow \emptyset$
- 2: $N_p \leftarrow \text{nokta_bulutu}(P)$
- 3: $C \leftarrow \text{kombinasyon}(N_p, N_C)$
- 4: $i \leftarrow 1$
- 5: for each kombinasyon P_C in C do
- 6: for each nokta p in P_C do
- 7: $p_r \leftarrow p$
- 8: $p_b \leftarrow \{P_C - p\}$
- 9: $f_A \leftarrow \text{açıdeğerihsaplama}(p_r, p_b)$
- 10: $f_D \leftarrow \text{mesafedeğerihsaplama}(p_r, p_b)$
- 11: $F[i] \leftarrow \{p_r \cup p_b \cup f_A \cup f_D\}$
- 12: $i \leftarrow i + 1$
- 13: end for
- 14: end for
- 15: return F

Algoritma 1, sadece tanımlama aşamasıdır ve anahtar noktalara ait açı kosinüs değerleri ve mesafeye göre eşleme için gerekli olan ayırt edici özelliklerin tanımlanmasını sağlar.



Şekil 4.5 : Anahtar nokta tanımlama algoritması.

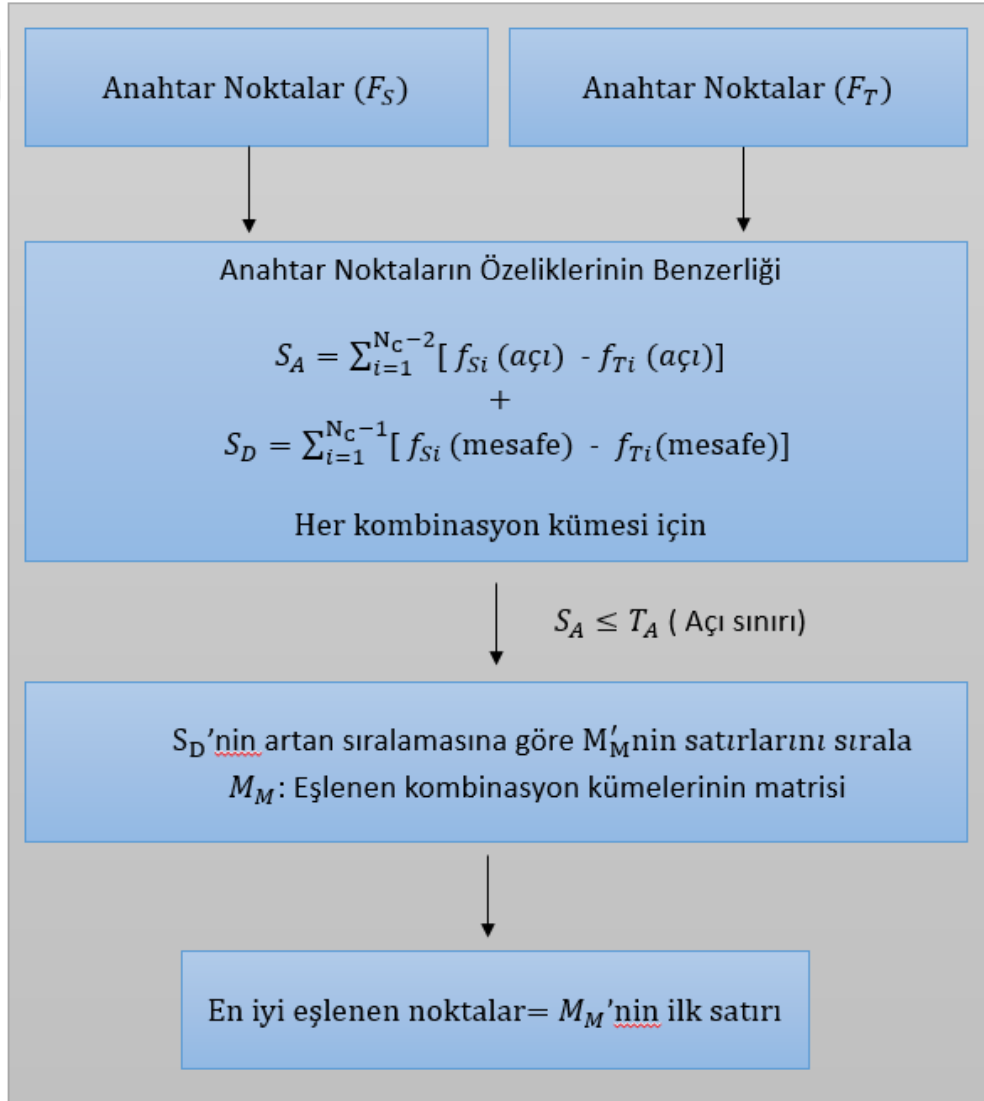
Önerilen eşleme algoritmasının 4 noktalı iki örnek nokta bulutunda uygulanacağı düşünülürse, şu şekilde bir işlem gerçekleştirilecektir: Algoritma 1 her iki nokta bulutu için çalıştırıldıktan sonra, her iki nokta bulutundaki anahtar noktalar için, her kombinasyonda sırasıyla her bir nokta referans kabul edilip, diğer noktalara olan 2 adet $(n-2)$ kosinüs açı değeri ve 3 adet $(n-1)$ (n : nokta sayısı) mesafe hesaplanır (Şekil 4.6), ve bu bilgileri içeren F matrisleri (F_S ve F_T) oluşturulur (Algoritma 1). Daha sonra, Algoritma 2’de, F_S matrisinin sırasıyla her bir satırındaki bütün öklid mesafeleri ve açı kosinüs değerlerinin, F_T matrisinin her satırındaki öklid mesafeleri ve açı kosinüs değerleri ile farkları alındıktan sonra, bu farklar açı ve mesafe için ayrı ayrı toplanır (Şekil 4.7). Böylece, her iki nokta bulutundaki nokta kombinasyonlarının birbirlerine benzerlikleri belirlenmiş olur (S_A ve S_D).



Şekil 4.6 : Kosinüs açılı kombinasyon yaklaşımı.

Algoritma 2’de, kaynak (P_S) ve hedef (P_T) anahtar nokta bulutlarının eşlenmesi için bu nokta bulutlarından seçilecek olan alt nokta kümelerinin nasıl seçildiği ifade edilmiştir. Algoritmanın giriş parametrelerini, P_S , P_T , N_C ve T_A oluşturur. P_S ve P_T sırasıyla kaynak ve hedef anahtar nokta bulutlarıdır. N_C , bu nokta bulutlarının her birinden seçilecek olan alt nokta kümelerinin eleman sayısıdır. Bu parametre, Algoritma 1’de de aynı işlevle yer almaktadır. T_A ise, açı tabanlı benzerlikler için belirlenmiş bir eşik parametresidir. Algoritmanın çıkışında ise, kaynak (S-source) ve hedef (T-target) nokta bulutlarından seçilmiş ve birbirlerine maksimum benzerliği gösteren nokta kümelerine ait bilgiler bir matris formunda oluşturulur. Bu matris, algorithmada M_M olarak adlandırılmıştır. Algoritma 2’de öncelikle, kaynak ve hedef nokta bulutları için Algoritma 1 kullanılarak oluşturulan bütün nokta alt kümeleri ve bu alt nokta kümelerinin özellikleri (mesafe ve açı kosinüs değerleri) hesaplanır. Bu işlemler, Algoritma 2’ nin 1 ve 2 numaralı satırlarında gösterilmiştir. Hesaplanan özellikler F_S ve F_T ile ifade edilmiş olup bu özelliklerin detayları Algoritma 1’de görülebilir. İlgili işlemlerin devamında, kaynak nokta bulutundan elde edilen nokta kümelerine ait özellikler olan (mesafe ve açı kosinüs değerleri) her biri hedef nokta bulutundan elde edilen nokta kümelerine ait özellikler ile karşılaştırılır ve aralarındaki fark hesaplanır. Daha sonra bu farklar alındıktan sonra açı kosinüs değeri ve mesafe için ayrı ayrı toplanır. Mesafe ve açı kosinüs fark ölçme işlemleri algoritmanın 6 ve 7 numaralı satırlarında gösterilmiştir. İlgili satırlardaki S_A ve S_D değişkenleri sırasıyla, açı özellikleri ve mesafe özellikleri arasındaki farkları tutar. Sonrasında ise, ilgili özelliklerin ait olduğu noktalara ait ID bilgileri (L_S ve L_T) bu özelliklerden hesaplanan benzerliklerle birlikte bir M_{ST} matrisinde saklanır. Döngüsel yapıda yer alan bu mesafe

ve açı kosinüs ölçümlerinden sonra, M_{ST} matrisi S_A değerleri azalan olacak şekilde sıralanır ve bu matriste T_A (veri setine bağlı olarak 0.01 (rad) veya 0.001 (rad)) eşik seviyesinden küçük eşit olan satırlar seçilir. Seçilen bu satırlar, kaynak ve hedef anahtar nokta bulutlarında birbirlerine en çok benzerliği gösteren alt nokta kümelerini göstermektedir. Son olarak ise seçilmiş olan ve bir M_M matrisinde tutulan bu satırlar, bu sefer S_D değerleri azalan olacak şekilde tekrar sıralanır ve gerçekleştirilecek olan eşlemede kullanılabilecek en iyi nokta alt kümeleri sıralı olarak elde edilmiş olur. Kısacası, açı benzerliğine göre kaba bir eleme yapıldıktan sonra mesafe benzerliğine göre sıralanır, farkı sıfıra en yakın nokta numaraları eşlenik nokta kümeleri olarak seçilir. Bu şekilde nokta tanımlama ve eşleme algoritması bitmiş olur. (Şekil 4.7)



Şekil 4.7 : Anahtar nokta eşleme algoritması.

Algoritma 2: Anahtar nokta eşleme algoritması

Giriş: Birinci ve ikinci nokta bulutları sırasıyla P_S ve P_T , nokta bulutlarından seçilecek alt grupların matrisi N_C , açı benzerlikleri için belirlenmiş bir üst sınır T_A ,

Çıkış: Matris M_M , P_S ve P_T eşlenen alt grupların bilgisini tutan matristir.

```
1:  $F_S \leftarrow \text{Noktabulutuyırtedilciözellikhesaplama}(P_S, N_C)$ 
2:  $F_T \leftarrow \text{Noktabulutuyırtedilciözellikhesaplama}(P_T, N_C)$ 
3:  $i \leftarrow 1$ 

4: for each feature vector  $f_S$  in feature matrix  $F_S$  do
5:   for each feature vector  $f_T$  in feature matrix  $F_T$  do
6:      $S_A = \text{normL1}(f_S(\text{açılar}), f_T(\text{açılar}))$ 
7:      $S_D = \text{normL1}(f_S(\text{mesafeler}), f_T(\text{mesafeler}))$ 
8:      $L_S = f_S(\text{anahtar noktalar ve özellikleri})$ 
9:      $L_T = f_T(\text{anahtar noktalar ve özellikleri})$ 
10:     $M_{ST}[i] \leftarrow \{L_S \cup L_T \cup S_A \cup S_D\}$ 
11:     $i \leftarrow i + 1$ 
12:   end for
13: end for

14:  $M_{ST}, S_A$  açılı değerine göre sıralanır küçükten büyüğe
15:  $S_A \leq T_A$  eşik değerine göre  $M_{ST}$  satırları  $M_M$  'ye kopyalanır
16:  $S_D$  'deki mesafe değerlerine göre sıralanır  $M_M$ 

17: return  $M_M$ 
```

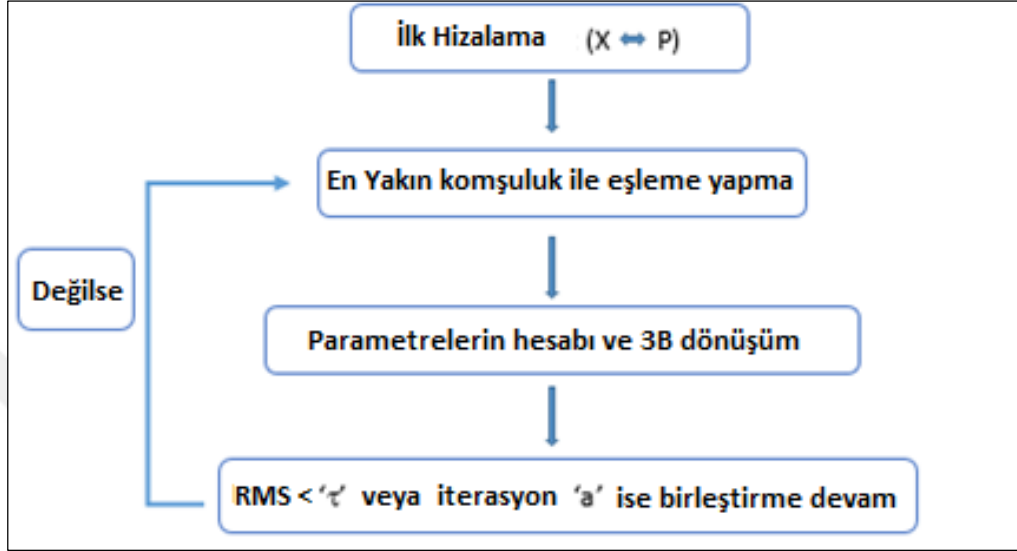
4.4 İEYN Algoritması

İEYN algoritmasının Besl ve McKay (1992) tarafından sunulmasından bu yana birçok farklı versiyonu geliştirilmiştir. Orijinal algoritmanın performansı, gerçekleştirilen çeşitli değişiklikler ile özellikle doğruluk ve hız bakımından artırılmaya çalışılmıştır (Boukebbab ve diğ., 2016). Zhang (1992), orijinal İEYN sürümünün hata işlevini sağlam bir çekirdek ile değiştirerek bu tekniği geliştirmiştir (Teukolsky ve diğ., 1992). Chen ve Medioni (1992) algoritmadaki noktadan noktaya mesafe özelliğini, noktadan teğet bir düzlemle olan mesafe olarak değiştirmiştir (Fitzgibbon, 2003).

Yinelemeli en yakın nokta algoritması iki adet kabaca hizalanmış nokta bulutunu tam olarak birleştirmeyi amaçlar. Bu algoritma 4 adımdan oluşur (Gressin et al., 2012). Bu adımlar; eşlenik noktaların seçimi, minimum mesafeye göre eşleme, dönüklüklerin hesabı (dönüklüklerin hesabı için Besl & McKay dörtlü grup (kuarterniyon) $R(q_0, q_1, q_2, q_3)$ matrisini kullanmıştır) ve ortalama hata hesabı veya maksimum

iterasyona göre en uygun hizalamadır. Ortalama hata önceden belirlenen bir değerin altına düştüğünde ($OH < \tau$), yani istenilen doğruluğa ulaşıldığında veya belirlenen bir iterasyon sayısından sonra, İEYN algoritması sonuçlanır (Şekil 4.8).

Algoritma adımları aşağıdaki gibidir:



Şekil 4.8 : İEYN algoritma adımları.

Yinelemeli en yakın nokta (İEYN) algoritması nokta kümeleri, çizgi setleri, parametrik eğri setleri, örtük eğri setleri, üçgen setleri, parametrik yüzey setleri için uyarlanabilir. Algoritmanın açıklamasında, bir "veri" seti P , bir "model" seti X ile en iyi hizada olacak şekilde birleştirilir.

Tek bir veri noktası ile nokta bulutu modeli X arasındaki "d" mesafesi aşağıda gösterilmiştir (Eşitlik 4.20).

$$d(\vec{p}, X) = \min_{\vec{y} \in X} \|\vec{y} - \vec{p}\| \quad (4.20)$$

Minimum mesafenin hesaplandığı X ' deki en yakın nokta, $d(\vec{p}, \vec{y}) = d(\vec{p}, X)$ olacak şekilde $\vec{y} \in X$ olarak temsil edilir. Bu işlem, P veri setindeki her $\vec{p}$ noktasının X model setindeki en yakın noktalarını bulmak için tekrarlanır. Y , P kümesindeki her nokta için X nokta bulutundan en yakın eşlenik nokta kümelerini temsil eder. C , en yakın nokta bulma operatörüdür (Eşitlik 4.21). (Besl ve McKay, 1992)

$$Y = C(P, X) \quad (4.21)$$

Y ile verilen eşlenik noktalar kümesine göre 3B dönüşüm yapılarak, P nokta bulutları kümesine iteratif olarak dönüşüm uygulanır (Besl ve McKay 1992). Dönüşüm, Q operatörü ile uygulanır, $\vec{q}$ dönüşüm parametrelerini içerir (Eşitlik 4.22). İterasyon, ortalama hata önceden belirlenen bir eşik değerin altına düştüğünde veya belirlenen bir iterasyon sayısına ulaşıldığında biter.

$$(\vec{q}, d) = Q(P, Y) \quad (4.22)$$



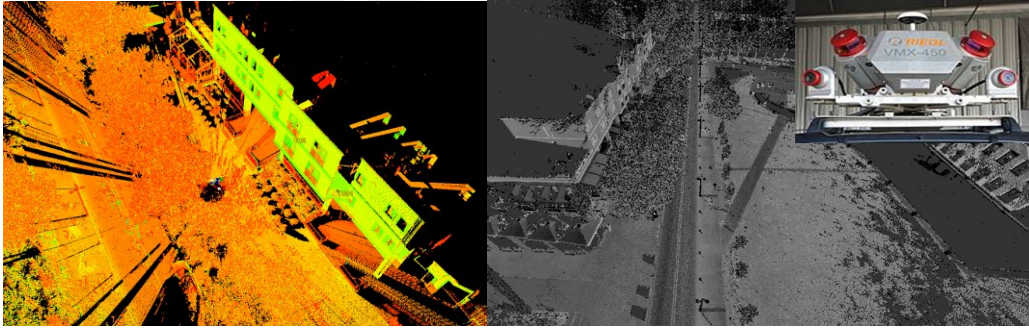
5. UYGULAMA

5.1 Veriler

Bu tez çalışmasında sunulan yeni anahtar nokta tanımlama ve eşleme algoritmasının performansını belirleyebilmek için, literatürde açık kaynak kodlu olarak verilen diğer anahtar nokta tanımlama ve eşleme algoritmaları da bu çalışmada uygulanmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Performans testi için, tez çalışması kapsamında 3 farklı veri seti kullanılmıştır. Bir veri grubunda, İstanbul Teknik Üniversitesi (İTÜ) Ayazağa Kampüsü'nde yer alan Yılmaz Akdoruk Öğrenci Yurdu çalışma alanı olarak seçilmiştir (Şekil 5.1). Bu veri grubu, dış mekân verisi olup, farklı tarayıcılardan farklı çözünürlükte elde edilen iki farklı nokta bulutundan oluşur. Diğer veri setleri ise, iç mekân verisi olup, aynı tarayıcıdan elde edilen iki farklı nokta bulutu “Aristo heykeli” ve “Tavşan” verileridir. Tavşan verisi, çalışmanın tekrarlanabilmesi ve önerilen algoritmanın güvenilirliğini artırmak için uluslararası literatürde açık kaynak bir veri olarak sunulan bir nokta bulutu verisidir. Bu veri seti Stanford Üniversitesi Bilgisayar Grafik Laboratuvarı'ndaki “Cyberware 3030 MS” tarayıcı ile taranan Stanford Modeli olarak bilinen ve nokta bulutu uygulamalarında çok sık kullanılan bir veridir. Aristo heykeli ise İTÜ Geomatik Mühendisliği Ölçme laboratuvarında, “Next Engine 3D Ultra HD” tarayıcı ile taranmış nokta bulutu verisidir.

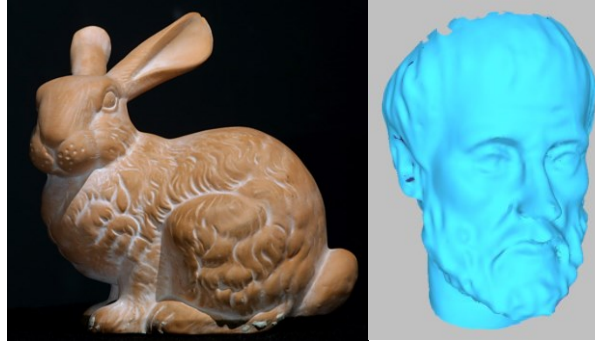
Dış mekân verisi olarak seçilen, İTÜ Ayazağa Kampüsü'nde yer alan Yılmaz Akdoruk Öğrenci Yurdu'nun ön cephesi, Riegl VMX 450 LiDAR Sistemi ve Leica C10 yersel lazer tarayıcı ile taranmıştır. Dış cephe modellemesi için yersel statik ve mobil LiDAR verileri birleştirilmiştir. Leica C10 uzaklık ölçme doğruluğu 4 mm, açı ölçme doğruluğu 12" ve nokta konum doğruluğu 6 mm'dir (URL 2). Riegl VMX 450 MLS sistemi ise VQ 450 lazer tarayıcılarını kullanır ve bu lazer sensörlerinin nokta konum doğruluğu 8 mm'dir (URL 3). Mobil LiDAR nokta bulutu verileri modelleme işleminden önce strip adjustment (şerit dengeleme) yöntemiyle düzeltilmiştir. Mobil LiDAR sistemleri, INS/GNSS konumlandırma sistemleri ile birlikte konum bilgisi

ürettiklerinden dolayı, INS veya GNSS sinyal boşlukları nedeniyle şeritlerin (aynı objeye ait farklı açıdan taranmış veriler) kayması problemi ile sık sık karşılaşılır. Bu şekilde bir şerit dengelemesi, mobil LiDAR sistemler ile elde edilen verilerin düzgün bir şekilde modellenebilmesi için yapılması gereken önemli bir işlem adıdır. Uygulamada kullanılan mobil LiDAR nokta bulutlarında da aynı problem ile karşılaşılmıştır ve şerit dengelemesi dediğimiz “strip adjusment” uygulanarak gidiş-dönüş nokta bulutları İEYN algoritması ile birleştirilmiştir. Yılmaz Akdoruk Öğrenci Yurdu'nun ön cephesi için gidiş ve dönüş olarak elde edilen mobil LiDAR verilerinin İEYN algoritması ile birleştirilmesinde, gidiş ve dönüş sırasındaki GNSS doğrulukları karşılaştırılmış ve hangi veri daha doğru ise diğer nokta bulutu, doğru olan sisteme İEYN algoritması kullanarak tam birleştirme yapmak suretiyle dönüştürülmüştür. Sonuç olarak, yurdu ön cephesine ait mobil LiDAR verisi ön hazırlık sürecinden geçirilerek, bir bütün olarak başarılı bir şekilde elde edilmiştir.



Şekil 5.1 : Yılmaz Akdoruk öğrenci yurdu Yersel ve Mobil LiDAR nokta bulutu.

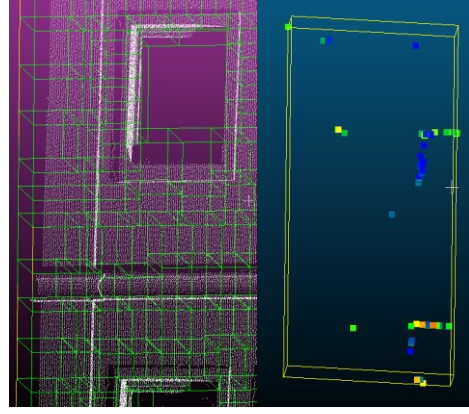
İç mekân grubundan olan Tavşan verisi, Stanford Üniversitesi Bilgisayar Grafik Laboratuvarı'nda bulunan “Cyberware 3030 MS” tarayıcı ile taranmıştır. “Cyberware 3030 MS” tarayıcısının 0.1 mm konum doğruluğu vardır (URL 4). Bu veri genellikle anahtar noktası eşleştirme algoritmaları için örnek bir model olarak kullanılır. Açık veri olduğu için farklı algoritmaların test edilmesinde sıklıkla kullanılmaktadır. Aristo heykeli ise İTÜ Geomatik Mühendisliği Ölçme laboratuvarında, “Next Engine 3D Ultra HD” tarayıcı ile taranmıştır. Bu tarayıcı makro modunda 0.1 mm konumsal doğruluğa, geniş modunda 0.3 mm konumsal doğruluğa sahip bir ölçme aletidir (URL 5). Küçük nesnelerin modellenmesi ve endüstriyel amaçlı ölçmeler de bu tarayıcılar çok sık kullanılmaktadır. (Şekil 5.2)



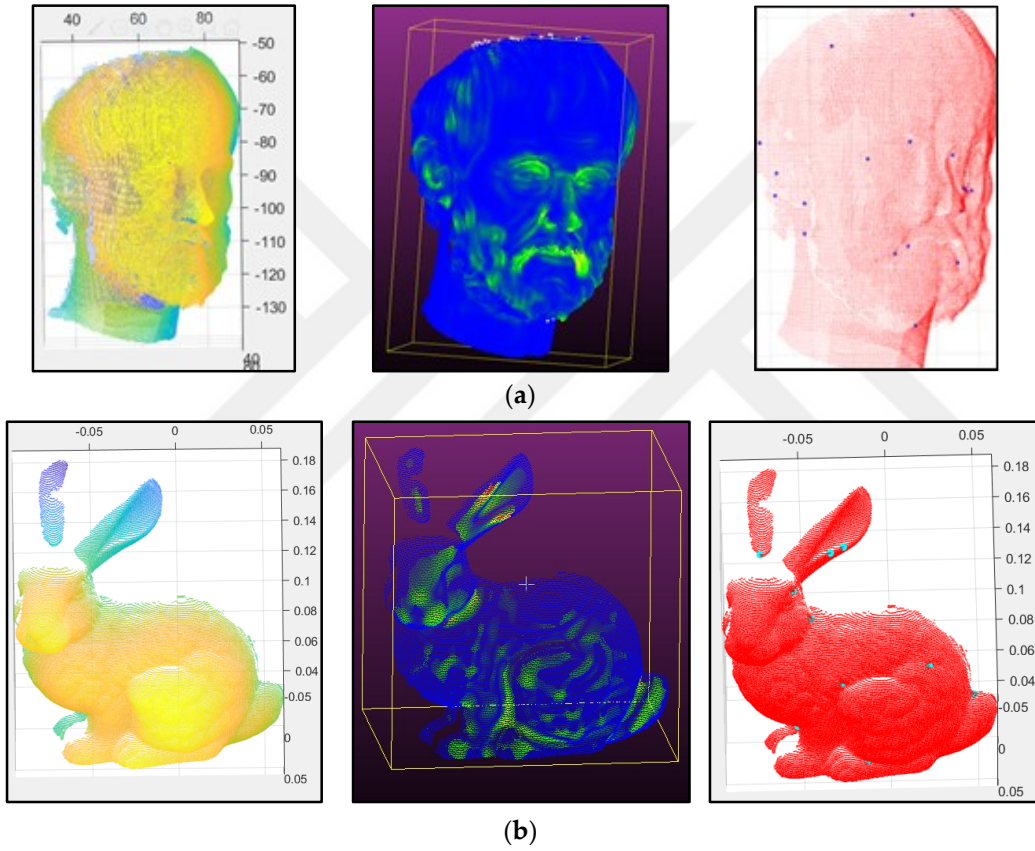
Şekil 5.2 : Stanford Tavşan verisi ve Aristo Heykeli.

5.2 Anahtar Nokta Belirleme

Bölüm 4’de anlatıldığı gibi anahtar noktaları belirlemek için öncelikle ortalama eğrilikler hesaplanır ve daha sonra bu değerlere göre filtreleme yapılır (Şekil 5.3). Filtreleme işlemi, anahtar nokta eşleme işleminin en önemli adımlarındandır. Çalışmada, nokta bulutu olarak Bölüm 5.1’de tarif edilen üç adet veri grubu; “Bina cephesi”, “Aristo heykeli” ve “Stanford tavşan” verileri kullanılmıştır. Şekil 5.3’de bina cephesi eğriliklere göre küp tabanlı olarak filtrelenmiştir. Şekil 5.4, eğrilik değerlerine göre renklendirilmiş ve filtrelenmiş Aristo heykeli ve Tavşan verisini göstermektedir. Bu filtreleme adımı anahtar nokta belirleme işlemi için kullanıldığından her veriye göre eğrilik değerleri değiştiği için filtreleme de bu eğrilik değerleri göz önünde bulundurulur. Bu nedenle, önerilen yöntem ile yapılan çalışmalarda, her nokta bulutunun farklı çözünürlüklerde olabileceği düşüncesiyle, farklı büyüklükte küpler ile anahtar noktaları belirlemek daha doğru eşlemelerin yapılmasını sağlayacaktır. Bu sebeple, önerilen anahtar nokta belirleme algoritmamızda bina cephesi için 20 ve Aristo heykeli için yaklaşık 18 adet anahtar nokta seçilmiştir. Tavşan verisinde ise 14 anahtar nokta belirlenmiştir (Şekil 5.4).



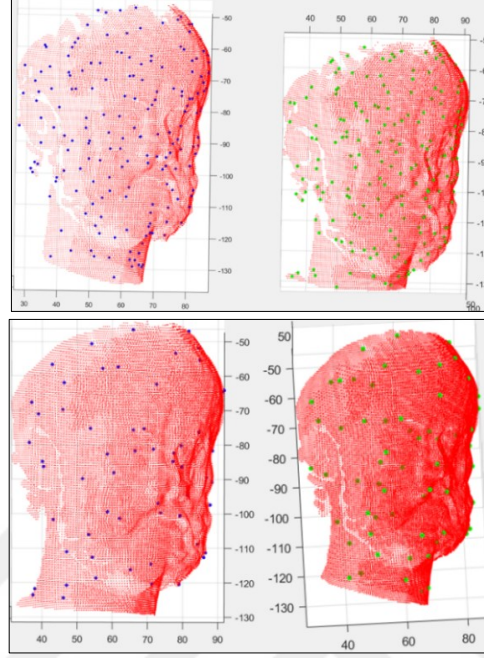
Şekil 5.3 : Yersel lazer nokta bulutunda eğriliklere göre filtreleme.



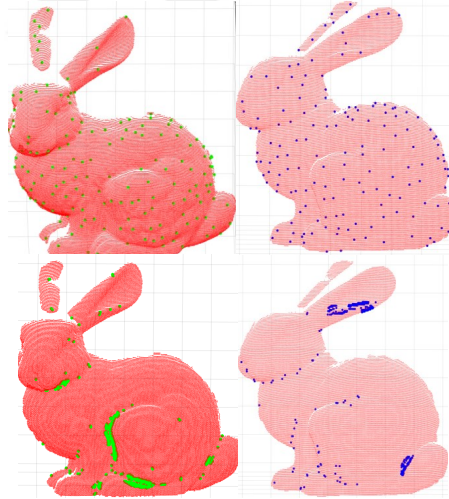
Şekil 5.4 : Aristo Heykeli (a) ve Tavşan verisi (b) için önerilen algoritma ile anahtar nokta belirleme.

Önerilen anahtar nokta belirleme algoritmamızın performansını test etmek için, literatürde yer alan ISS ve LSP anahtar nokta belirleme algoritmaları da kullanılmıştır. Bu yöntemler Bölüm 4.1 'de anlatılmıştır. ISS Algoritmasında Aristo heykeli için yaklaşık 60 anahtar nokta tespit edilmiştir, LSP algoritmasında ise yaklaşık 180 anahtar nokta tespit edilmiştir (Şekil 5.5). Ek olarak, ISS Algoritmasında tavşan verisi için yaklaşık 150 anahtar nokta tespit edilmiştir, LSP algoritmasında ise tavşan verisi için yaklaşık 350 anahtar nokta tespit edilmiştir (Şekil 5.6). ISS algoritması

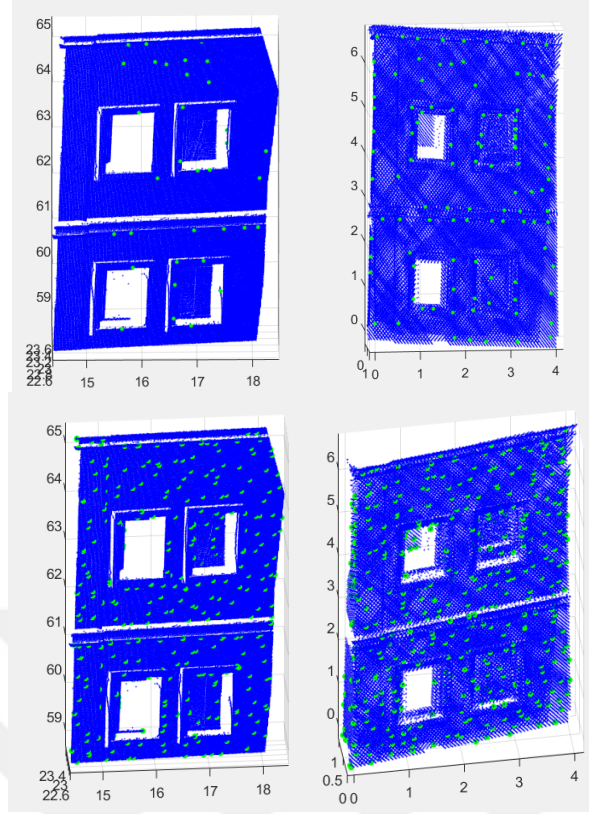
kullanılarak, dış bina cephesi için, YLT de 34 adet anahtar nokta, MLT de ise 88 adet anahtar nokta tespit edilmiştir (Şekil 5.7). LSP Algoritmasında, yaklaşık YLT ve MLT' de 200 anahtar nokta tespit edilmiştir (Şekil 5.7).



Şekil 5.5 : Aristo Heykeli: ISS anahtar noktalar (Üstte), LSP anahtar noktalar (Altta).



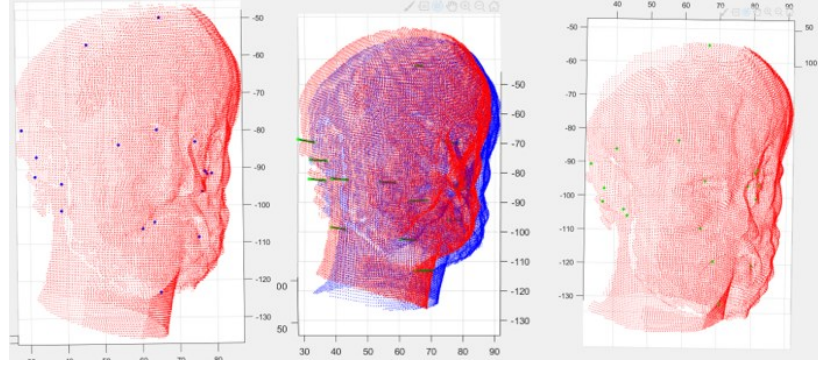
Şekil 5.6 : Tavşan verisi: ISS anahtar noktalar (Üstte), LSP anahtar noktalar (Altta).



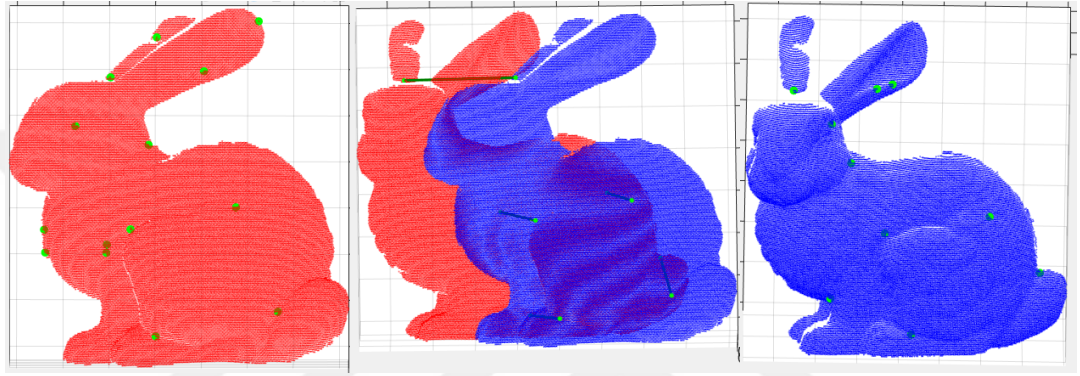
Şekil 5.7 : ISS anahtar noktalar: YLT (Sol üst), MLT (Sağ üst); LSP anahtar noktalar: YLT (Sol alt), MLT (Sağ alt).

5.3 Anahtar Nokta Tanımlama ve Eşleme

Önerilen tanımlama ve eşleme algoritmasında, Bölüm 4’de anlatıldığı gibi açı kosinüs değerleri ve öklid mesafeleri hesaplanır ve 3B vektörler arasındaki açı-kosinüs benzerliğine ve mesafe benzerliğine bakılır. Seçilen nokta bulutlarında kendi algoritmamız ile gerçekleştirilen tanımlama ve eşleme işleminde; Aristo heykel için 18 anahtar noktadan 5 nokta eşlenmiştir (Şekil 5.8). Tavşan verisinde yine 14 noktadan 5 nokta eşlenmiştir (Şekil 5.9). Eşleştirmede genellikle en iyi geometriye sahip (en benzer) noktalar belirlenmiştir, eğer eşlemede tolerans değeri büyütülür ise daha çok anahtar nokta eşleştirilebilir.

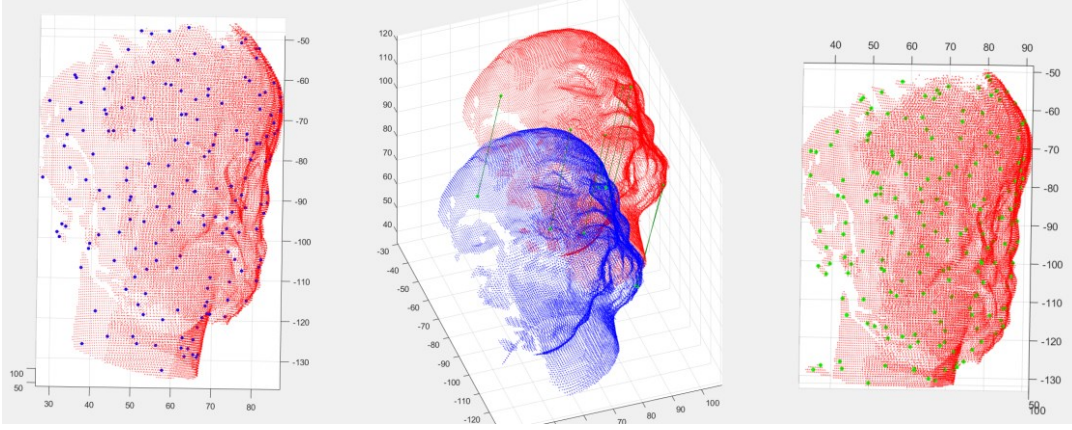


Şekil 5.8 : Aristo heykeli nokta bulutları için önerilen algorithmadan elde edilen anahtar noktaların eşleşmesi (Algoritma 1 & Algoritma 2).

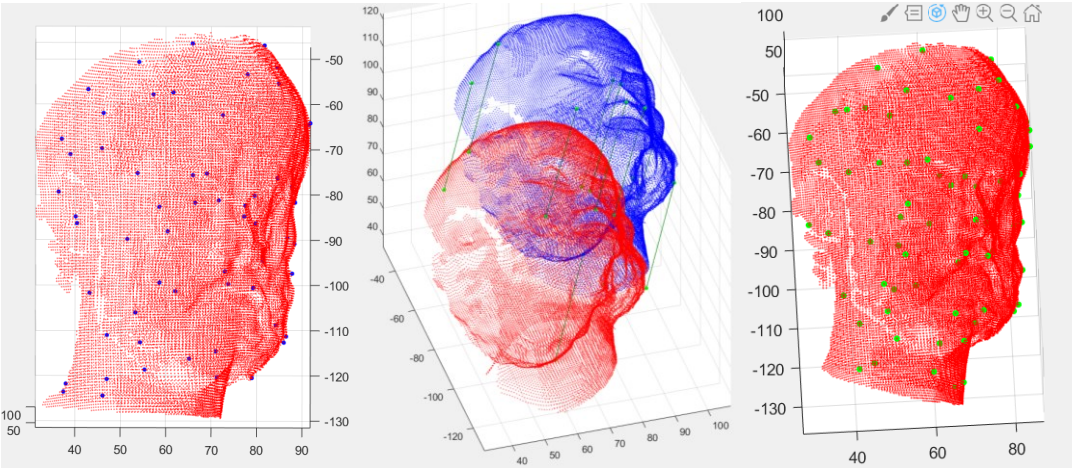


Şekil 5.9 : Stanford tavşan nokta bulutu verileri için önerilen algoritma ile elde edilen anahtar noktalar ve eşleşen noktalar (Algoritma 1 & Algoritma 2).

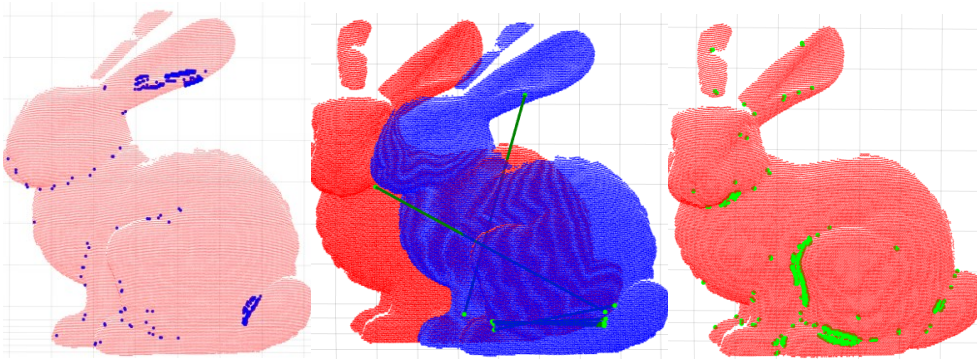
ISS ve LSP yöntemleri kullanılarak nokta bulutlarından elde edilen anahtar noktalar, PFH yöntemi kullanılarak tanımlanmış ve histogramlar yardımıyla eşleştirilmiştir. LSP algoritmasında Aristo heykeli için belirlenen 180 anahtar noktadan PFH yöntemi ile 8 nokta eşlenmiştir (Şekil 5.10). ISS algoritması ile Aristo heykeli için elde edilen 60 anahtar noktadan ise PFH yöntemi ile 6 nokta eşlenmiştir (Şekil 5.11). Tavşan verisi için LSP algoritmasından elde edilen yaklaşık 350 anahtar nokta PFH ile tanımlanmıştır fakat hiçbir nokta eşleşmemiştir (Şekil 5.12). Çünkü LSP algoritmasının tanımlama aşamasında her iki nokta bulutundan elde edilen anahtar noktalar birbirleriyle uygun geometride olmadığından eşlenik nokta bulunamamıştır. ISS algoritması ile Tavşan verisi için yaklaşık 150 anahtar nokta belirlenmiş, bu noktalar PFH ile tanımlanmış ve sadece 3 nokta PFH yöntemiyle eşlenmiştir (Şekil 5.13).



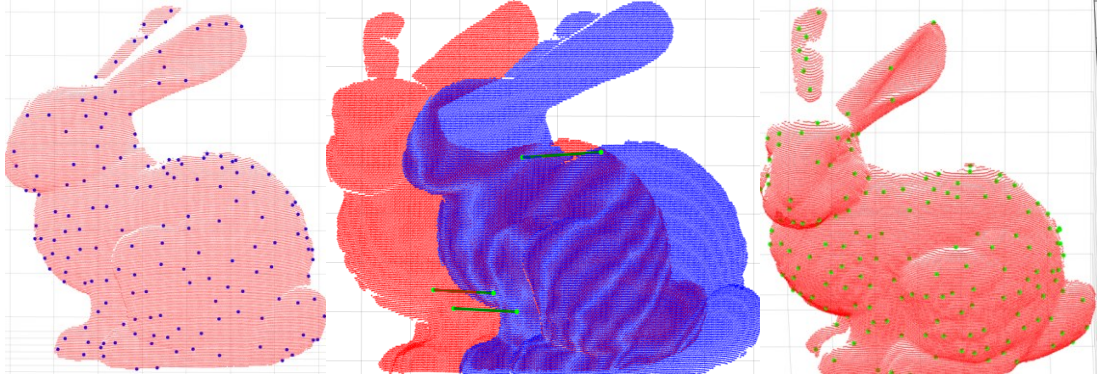
Şekil 5.10 : Aristo heykeli LSP+PFH anahtar noktalar ve eşleme.



Şekil 5.11 : Aristo heykeli ISS+PFH anahtar noktalar ve eşleme.

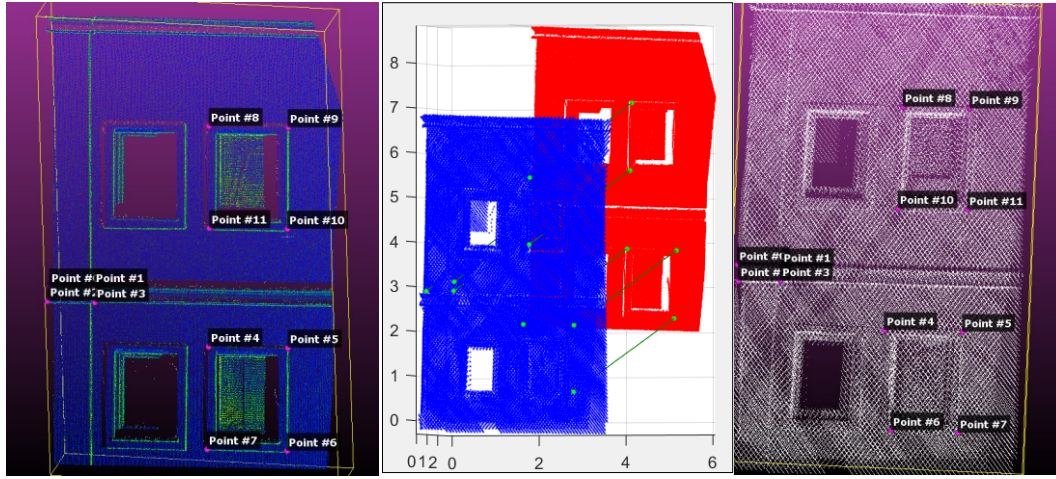


Şekil 5.12 : Tavşan verisi LSP+PFH anahtar noktalar ve eşleme.



Şekil 5.13 : Tavşan verisi ISS+PFH anahtar noktalar ve eşleme.

ISS algoritması ile YLT’ de 34 adet anahtar nokta, MLT’ de 88 adet anahtar nokta, LSP algoritmasında ise YLT ve MLT de 200 adet anahtar nokta tespit edilmiştir. YLT ve MLT verisinde belirlenen anahtar noktaları kullanılarak bütün eşleme yöntemleri denenmiş ve otomatik olarak eşlenik nokta hiçbir algoritmada bulunamamıştır. Fakat sadece önerilen algoritma da manuel seçilen anahtar noktalardan 8 nokta, 4 nokta ve 5 nokta sırasıyla otomatik olarak eşlenmiştir (Şekil 5.14). Hepsinde de başarılı sonuçlar elde edilmiştir (Çizelge 5.1). ISS+PFH, LSP+PFH algoritmalarında manuel seçilen anahtar noktalardan da eşlenik nokta bulunamamıştır. Çizelge 5.1’de, eşlenen anahtar nokta numaralarının, açı benzerliği ve mesafe benzerliği özelliklerinin tutulduğu bir matris örneği gösterilmektedir. Bu matris mesafe benzerliğine göre sıralanarak, ilk satırdaki anahtar noktaların “point ID” numaraları eşlenik noktalar olarak kabul edilir. Otomatik birleştirme için anahtar noktalar doğru seçildiğinde önerilen algoritma doğru bir şekilde çalışmaktadır. Diğer algoritmalar ise daha fazla anahtar noktaya ihtiyaç duyduğu için bu veri setlerinde eşlenik nokta bulamamışlardır.



Şekil 5.14 : YLT (Sol) ve MLT (Sağ) anahtar noktalar ve eşleşen noktalar (Orta) (Algoritma 1 & Algoritma 2).

Çizelge 5.1 : Önerilen algoritma ile YLT and MLT anahtar noktalar ve eşlenen kombinasyonlar.

Eşlenen anahtar noktalar								Açı Benzerliği	Mesafe Benzerliği
Point Ids (n-1)									
2(1)	1(0)	3(2)	5(4)	6(5)	7(6)	9(8)	11(10)	0.086	0.146
2(1)	1(0)	3(2)	5(4)	6(5)	7(6)	9(8)	11(10)		
11	1	2	3	4	5	6	10	0.012	0.160
12	1	2	3	4	5	6	10		
Eşlenen anahtar noktalar								Açı Benzerliği	Mesafe Benzerliği
9	1	2	4	5	6	8	11		
9	1	2	4	5	6	7	12	0.0075	0.2388
9	1	2	3	4	5	6	8	0.093	0.2066
9	1	2	3	4	5	6	7		

5.4 3B Benzerlik Dönüşümü ve İEYN Algoritması

Bu çalışmada, bölüm 5.1’de bahsedilen bütün veri setleri için, Gauss-Markov ve Gauss-Helmert dengeleme modeli ile dönüşüm parametreleri küçük ve büyük açılı fonksiyonel modellere göre hesaplanmıştır. Her dengeleme işlemi sonrası eşlenik nokta çiftlerinin düzeltme değerlerinden dengeleme sonrası birim ölçünün ortalama hatası (m_0) değerleri hesaplanmıştır. Sonuçta, Aristo, tavşan ve bina cephe verileri için Gauss-Markov ve Gauss Helmert dengeleme modelleriyle dönüşüm parametreleri ve doğruluk değerleri elde edilmiştir. Daha sonra, Bölüm 4.4’te belirtildiği gibi İEYN algoritması kullanılarak, bütün veri gruplarına tam birleştirme uygulanmıştır.

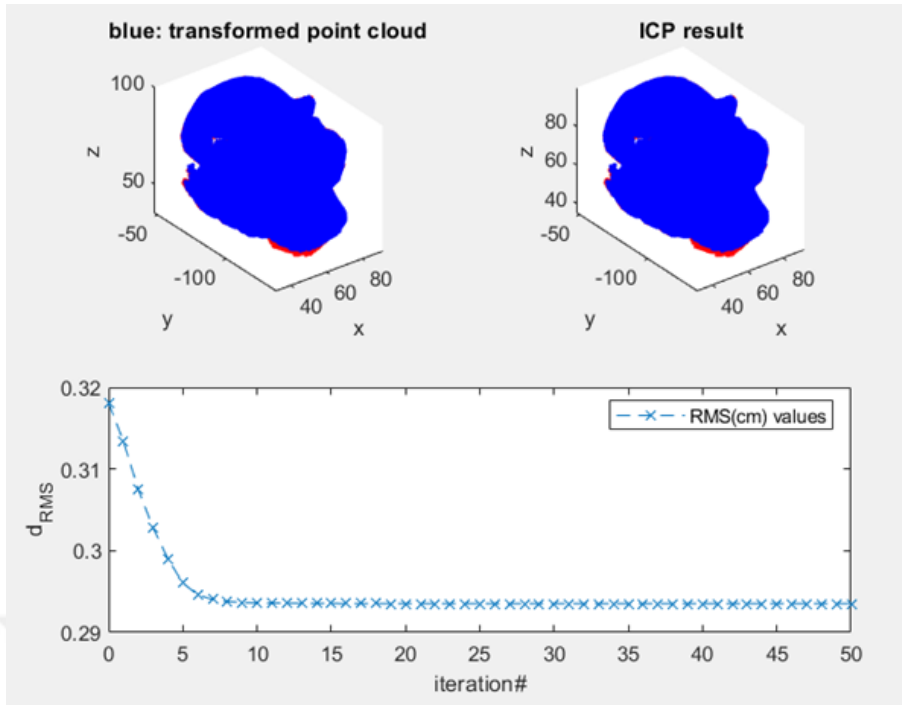
5.4.1 Uygulama 1 : Aristo heykeli

Aristo Heykeline ait nokta bulutlarından, önerilen eşleme algoritması ve diğer iki adet (ISS+PFH, LSP+PFH) eşleme algoritmasından elde edilen eşlenik noktalar yardımıyla gerçekleştirilen 3B Gauss-Markov, Gauss-Helmert, büyük ve küçük açılarla 3B dönüşüm ve İEYN sonuçları aşağıda verilmektedir.

Çizelge 5.2 : Önerilen algoritma ile elde edilen anahtar noktalar ile Aristo heykeli dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.

	Gauss-Markov	m_x	Gauss-Markov (Büyük Açılar)	m_x	Gauss-Helmert	m_x	Gauss-Helmert (Büyük Açılar)	m_x
m_0	0.0930		0.0550		0.0660		0.0575	
$t_x (cm)$	4,4310	0.2810	4,2760	0.1070	4,4312	0.2818	4,0654	0.1341
$t_y (cm)$	-0.0490	0.3330	-0.2050	0.1070	-0.0494	0.3332	0.7383	0.2605
$t_z (cm)$	-1,3570	0.3060	-1,2490	0.1030	-1,3576	0.3068	-1,2071	0.1152
s	-0.0020	0.0010	0.0011	0.0010	-0.0020	0.0016	0.0013	0.0012
$\alpha_x (rad)$	-0.0020	0.0020	0.0060	0.0010	-0.0024	0.0020	-0.0074	0.0018
$\alpha_y (rad)$	-0.0020	0.0010	-0.0040	0.0010	-0.0027	0.0017	0.0048	0.0010
$\alpha_z (rad)$	-0.0040	0.0020	-0.0030	0.0010	-0.0041	0.0029	0.0048	0.0012

Çizelge 5.2’ de görüldüğü üzere büyük dönüklükler ile elde edilen parametrelerin doğrulukları daha yüksektir. Ayrıca; her ne kadar burada verilmese de, noktaların ağırlıkları değiştirildiğinde parametrelerin doğrulukları için daha anlamlı sonuçlar elde edilebileceği görülmüştür. İEYN tam birleştirme işlemi büyük açılara göre yapılmıştır. İEYN işlemine 0.32 cm OH değeri ile başlanmıştır ve 10. iterasyondan sonra yaklaşık olarak 0.3 cm ortalama hata değerine ulaşılmıştır ve iterasyon bu şekilde sonlanmıştır (Şekil 5.15).

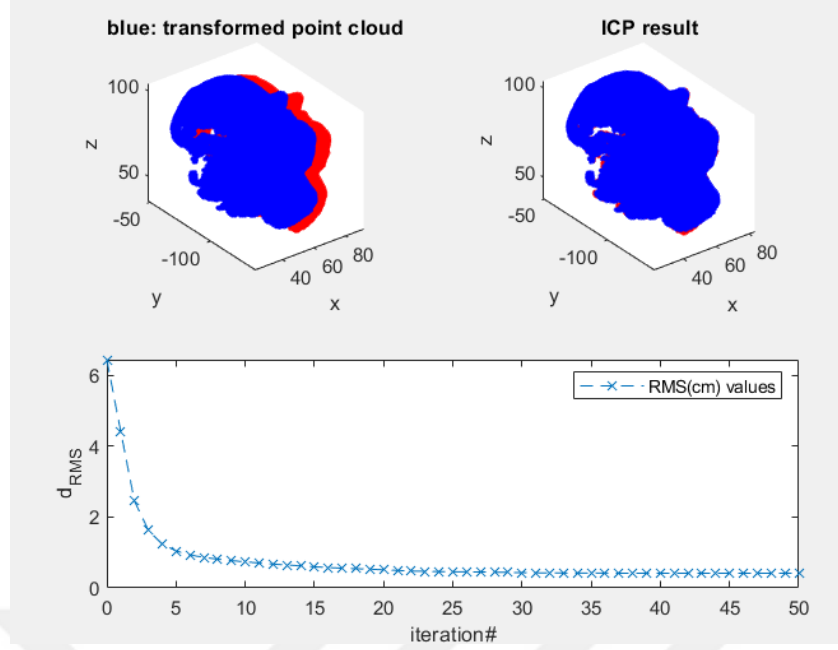


Şekil 5.15 : Önerilen algoritma ile İEYN sonuçları (Aristo Heykeli).

Çizelge 5.3 : LSP+PFH ile elde edilen anahtar noktalar ile Aristo heykeli dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.

	Gauss- Markov	m_x	Gauss-Markov (Büyük Açılar)	m_x	Gauss- Helmert	m_x	Gauss- Helmert (Büyük Açılar)	m_x
m_0	0.6500		0.3252		0.4608		0.4305	
$t_x(\text{cm})$	-1.7221	2.2380	-1,7604	0.5605	-1.7221	2.2380	-2,1411	2,0681
$t_y(\text{cm})$	-0.8964	2.1862	-0.9903	0.5445	-0.8964	2.1862	4,0144	1,698
$t_z(\text{cm})$	-2.1867	1.8046	-2,2110	0.4490	-2.1867	1.8046	3,2639	2,0112
s	0.0030	0.0107	-0.0040	0.0026	0.0030	0.0107	0.0007	0.0100
$\alpha_x(\text{rad})$	0.0247	0.0156	0.0252	0.0038	0.0247	0.0156	-0.0331	0.0144
$\alpha_y(\text{rad})$	0.0220	0.0143	0.0215	0.0036	0.0220	0.0143	-0.0214	0.0129
$\alpha_z(\text{rad})$	0.0145	0.0133	0.0146	0.0032	0.0145	0.0133	-0.0097	0.0128

Çizelge 5.3’ de görüldüğü üzere, Gauss – Markov büyük dönüklükler ile elde edilen parametrelerin ortalama hataları daha iyi çıkmıştır. İEYN tam birleştirme işlemi büyük açılara göre yapılmıştır. İEYN işlemine 6.4 cm OH ile başlanmıştır ve 30. iterasyondan sonra yaklaşık olarak 0.7 cm değerine ulaşılmıştır ve iterasyon bu şekilde sonlanmıştır (Şekil 5.16).

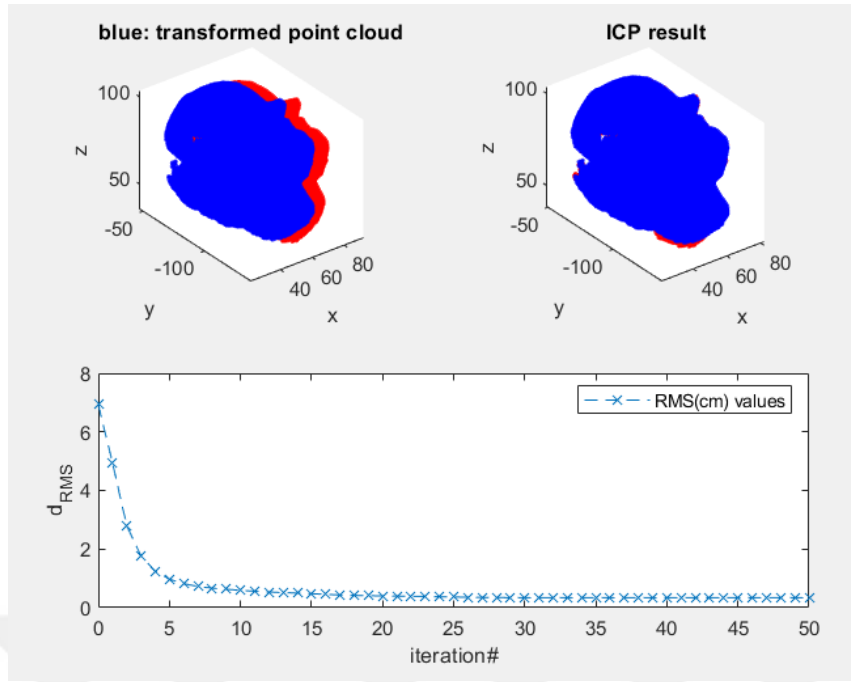


Şekil 5.16 : LSP+PFH anahtar noktaları ile İEYN sonuçları (Aristo heykeli).

Çizelge 5.4 : ISS+PFH ile elde edilen anahtar noktalar ile Aristo heykeli dönüştürme parametreleri ve doğrulukları.

	Gauss-Markov	m_x	Gauss-Markov (Büyük Açılar)	m_x	Gauss-Helmert	m_x	Gauss-Helmert (Büyük Açılar)	m_x
m_0	0.2417		0.1701		0.1701		0.1739	
$t_x(\text{cm})$	5.2107	0.5858	5,1979	0.2909	5,2000	0.5822	5,4184	0.3290
$t_y(\text{cm})$	0.1793	0.6005	0.1777	0.2946	0.1774	0.5896	-0.7854	0.2795
$t_z(\text{cm})$	-1.3704	0.4864	-1,344	0.2414	-1,3457	0.4820	-2,5006	0.3411
s	-0.0044	0.0033	0.0045	0.0016	-0.0045	0.0032	-0.0040	0.0018
$\alpha_x(\text{rad})$	-0.0043	0.0048	-0.0042	0.0023	-0.0042	0.0047	0.0086	0.0027
$\alpha_y(\text{rad})$	0.0020	0.0044	0.0020	0.0021	0.0020	0.0043	-0.0027	0.0023
$\alpha_z(\text{rad})$	-0.0007	0.0040	-0.0007	0.0019	-0.0007	0.0039	-0.0013	0.0023

Çizelge 5.4’ de görüldüğü üzere, ISS+PFH ile elde edilen eşlenik noktalar yardımıyla büyük açılı dengeleme modelinden elde edilen dönüştürme parametrelerinin doğrulukları (m_x) daha yüksektir. Bu sonuç İEYN sonuçlarını da etkilemektedir. Diğer yöntemlere göre ISS+PFH yönteminde daha kötü bir ilk hizalama ile İEYN başlamıştır. İEYN işlemine 7 cm ortalama hata ile başlanmıştır ve 30. iterasyondan sonra ortalama hata yaklaşık olarak 0.5 cm değerine ulaşmıştır ve iterasyon bu şekilde sonlanmıştır (Şekil 5.17).



Şekil 5.17 : ISS+PFH anahtar noktaları ile İEYN sonuçları (Aristo heykeli).

İEYN sonucunda Aristo heykeli için, önerilen algoritmada 0.3 cm OH değerine ulaşılırken, diğer ISS+PFH ve LSP+PFH algoritmalarında yaklaşık olarak 0.6 cm OH değerine ulaşılmıştır. Aristo veri grubu için, karşılaştırılan yöntemlere göre önerilen algoritma daha iyi bir ilk hizalama sonucuna eriştiği için İEYN sonuçları da daha iyi sonuçlanmıştır.

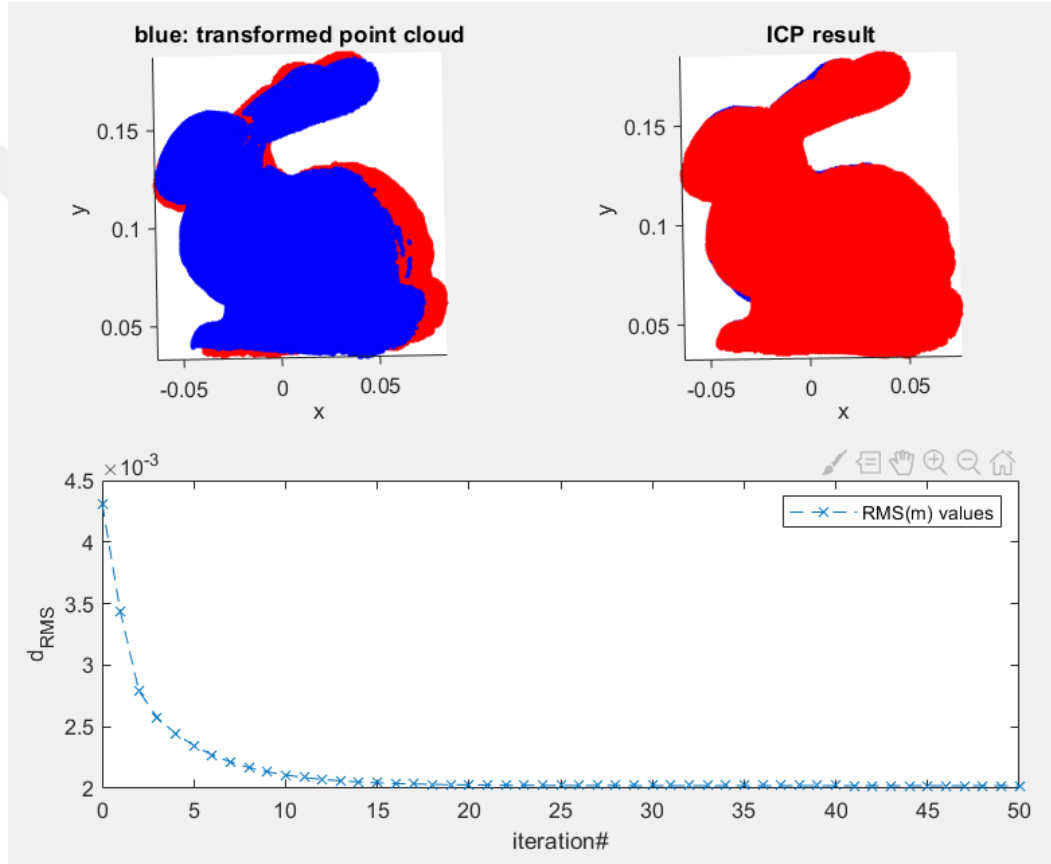
5.4.2 Uygulama 2 : Stanford tavşan verisi

Stanford tavşan verisine ait nokta bulutlarından, önerilen eşleme algoritmasından ve diğer iki adet (ISS+PFH, LSP+PFH) eşleme algoritmasından elde edilen eşlenik noktalar yardımıyla gerçekleştirilen 3B Gauss-Markov, Gauss-Helmert büyük ve küçük açılarla 3B dönüşüm ve İEYN sonuçları aşağıda verilmektedir.

Çizelge 5.5 : Önerilen algoritma ile eşlenen noktalar ile Tavşan verisi dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.

	Gauss-Markov		Gauss-Markov		Gauss-Helmert		Gauss-Helmert	
		m_x	(Büyük Açılar)	m_x		m_x	(Büyük Açılar)	m_x
m_0	0.0072		0.0048		0.0051		0.0032	
$t_x(m)$	0.0218	0.0077	0.0281	0.0062	0.0218	0.0077	0.0185	0.0043
$t_y(m)$	0.0092	0.0068	-0.0146	0.0044	0.0092	0.0068	-0.0030	0.0061
$t_z(m)$	0.0405	0.0092	0.0462	0.0050	0.0405	0.0092	0.0635	0.0036
s	-0.1443	0.0550	-0.0751	0.0364	-0.1443	0.0550	-0.3858	0.0385
$\alpha_x(rad)$	-0.0012	0.0927	0.1592	0.0669	-0.0012	0.0927	-0.3511	0.0620
$\alpha_y(rad)$	0.5441	0.0845	0.5889	0.0603	0.5441	0.0845	-0.2146	0.0468
$\alpha_z(rad)$	0.1349	0.0609	0.1076	0.0585	0.1349	0.0609	-0.0984	0.0414

Çizelge 5.5’ de görüldüğü üzere, Gauss Helmert ile elde edilen parametrelerin doğrulukları, Gauss Markov dengeleme yöntemi ile elde edilen doğruluklara göre daha yüksek elde edilmiştir. Ayrıca; noktaların ağırlıkları değiştirildiğinde her iki dengeleme modeli için parametrelerin doğruluklarında anlamlı farklılıklar elde edilebileceği görülmüştür. İEYN tam birleştirme işlemi Gauss Helmert sonuçlarına göre yapılmıştır. İEYN işlemine 4 mm OH ile başlanmıştır ve 15. iterasyondan sonra yaklaşık olarak 2 mm değerine ulaşılmıştır ve iterasyon bu şekilde sonlanmıştır (Şekil 5.18).

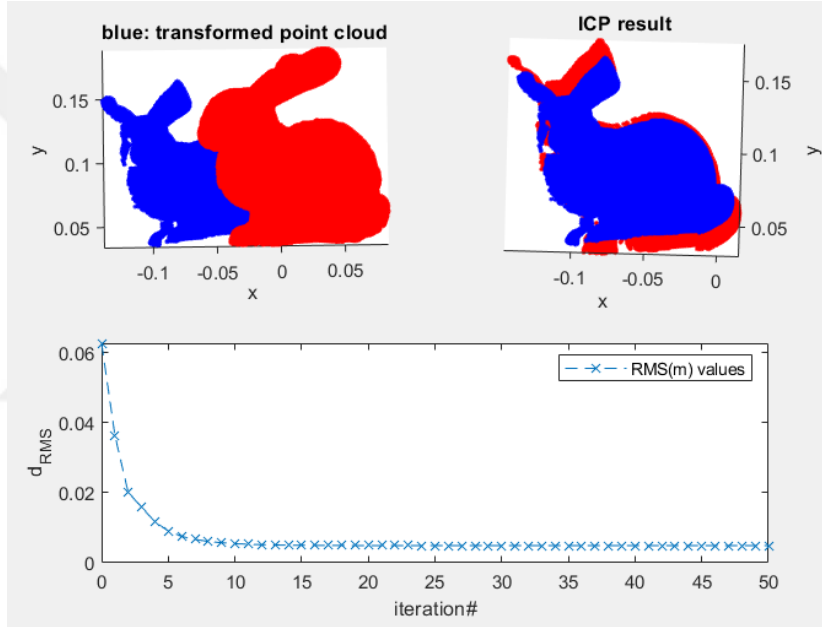


Şekil 5.18 : Önerilen algoritma ile eşleşen noktalar ile İEYN sonuçları (Tavşan verisi).

LSP+PFH algoritmasında eşlenik nokta bulunamadığı için dönüşüm parametreleri hesaplanamamıştır. ISS+PFH algoritmasında ise 3 eşlenik nokta bulunduğu için dönüşüm parametreleri hesaplanmıştır (Çizelge 5.6). Fakat 3 nokta yüzeye tam olarak dağılmadığı için parametre hesaplamak anlamlı olmayacaktır, fakat karşılaştırma ve sonuçları göstermek amaçlı olarak burada verilmiştir.

Çizelge 5.6 : ISS+PFH ile eşlenen noktalar ile Tavşan verisi parametreleri ve doğrulukları.

	Gauss-Markov	m_x	Gauss-Markov (Büyük Açılar)	m_x	Gauss-Helmert	m_x	Gauss-Helmert (Büyük Açılar)	m_x
m_0	0.0013		0.0047		0.0009		0.0011	
$t_x(m)$	0.0682	0.0079	0.0195	0.0204	0.0681	0.0079	0.0468	0.0090
$t_y(m)$	-0.0051	0.0033	-0.0240	0.0092	-0.0050	0.0033	-0.0069	0.0098
$t_z(m)$	0.0530	0.0125	0.0229	0.0481	0.0530	0.0125	0.0486	0.0196
s	0.0510	0.0243	-0.1703	0.0853	0.0510	0.0243	-0.3108	0.0818
α_x (rad)	0.0769	0.0844	0.0064	0.4466	0.0768	0.0844	-0.3853	0.1379
α_y (rad)	0.9260	0.1496	0.3865	0.5411	0.9259	0.1496	-0.3440	0.0951
α_z (rad)	-0.0569	0.0337	0.2591	0.2930	-0.0569	0.0337	-0.0001	0.1106



Şekil 5.19 : ISS+PFH anahtar noktaları ve İEYN sonuçları (Tavşan verisi).

İEYN sonucunda Tavşan verisi için, önerilen algoritmada iterasyon 4 mm den başlayıp 15. İterasyonda 2 mm OH değerine ulaşılırken, ISS+PFH algoritmalarında iterasyon 6 cm den başlayıp, 25. iterasyonda yaklaşık 7 mm OH değerine ulaşmıştır ve bu şekilde iterasyon sonlanmıştır. Tavşan verisi için de, karşılaştırılan yöntemlere göre, önerilen algoritma daha iyi bir ilk hizalama sonucuna eriştiği için İEYN sonuçları da daha iyi sonuçlanmıştır (Şekil 5.19). Ayrıca, ISS+PFH ile eşleşen anahtar noktalar yüzeye dağılmadığı için dönüşüm parametreleri düşük doğrulukla hesaplanmıştır (Şekil 5.19). ISS+PFH ile elde edilen ortak noktalardan ölçek parametresinin yanlış hesaplandığı İEYN sonuçlarında görülmektedir (Çizelge 5.6).

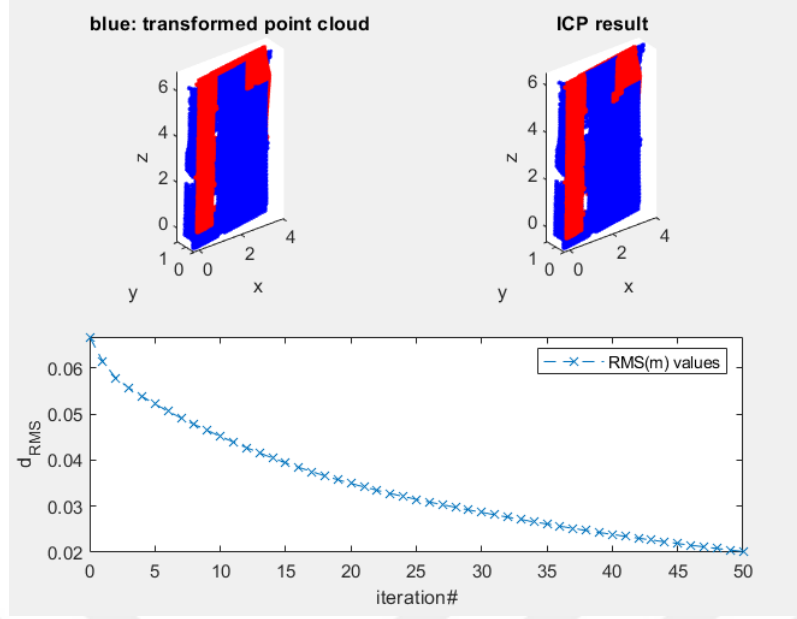
5.4.3 Uygulama 3 : YLT ve MLT bina cephesi

Bu uygulamada, farklı çözünürlüklere sahip olan iki ayrı nokta bulutu MLT ve YLT nokta bulutu verileri arasındaki dönüşüm parametreleri eşlenik noktalar yardımıyla, büyük ve küçük dönüklük açılarına göre Gauss Markov ve Gauss Helmert dengeleme modeline göre kestirilmiştir. Sonuçlar Çizelge 5.7’de verilmiştir.

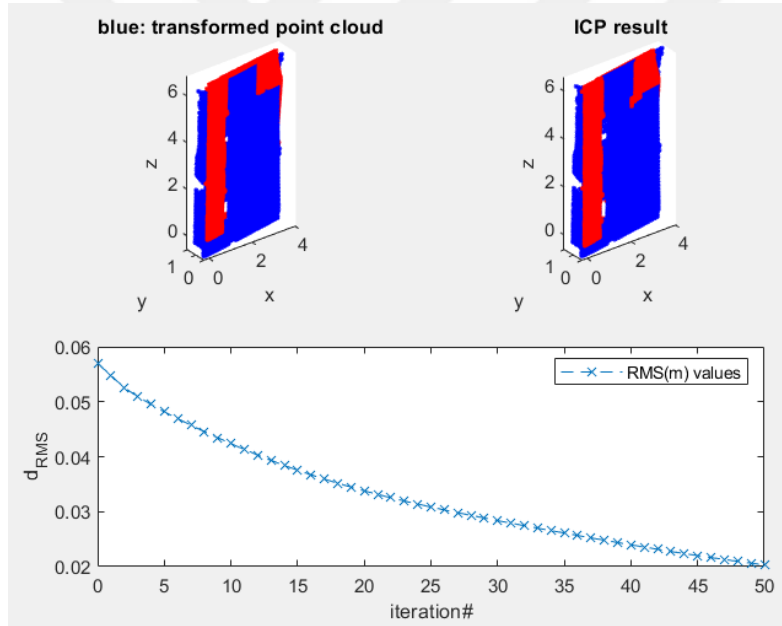
Çizelge 5.7 : Manuel seçilen anahtar noktalar ve önerilen algoritmaya göre otomatik eşlenen MLT ve YLT verilerinin dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.

	Gauss-Markov	m_x	Gauss-Markov (Büyük Açılar)	m_x	Gauss-Helmert	m_x	Gauss-Helmert (Büyük Açılar)	m_x
m_0	0.0207		0.0203		0.0146		0.0143	
$t_x(m)$	-0.1355	0.0166	-0.1245	0.0090	-0.1355	0.0166	-0.1251	0.0199
$t_y(m)$	-0.0186	0.0241	-0.0088	0.0091	-0.0186	0.0241	-0.0111	0.0136
$t_z(m)$	-0.2893	0.0162	-0.3021	0.0097	-0.2893	0.0162	-0.3016	0.0204
s	-0.0016	0.0041	-0.0063	0.0032	-0.0016	0.0041	-0.0055	0.0058
$\alpha_x(rad)$	-0.0017	0.0057	-0.0082	0.0044	-0.0017	0.0057	0.0074	0.0080
$\alpha_y(rad)$	-0.0023	0.0042	-0.0013	0.0010	-0.0023	0.0042	0.0014	0.0042
$\alpha_z(rad)$	-0.0002	0.0064	-0.0021	0.0012	-0.0002	0.0064	0.0009	0.0063

Büyük açılara göre oluşturulan Gauss-Markov ve Gauss-Helmert dengeleme modellerinden elde edilen parametrelere göre ilk hizalaması yapılan nokta bulutları daha sonra tam birleştirme için İEYN algoritmasına verilmiştir ve İEYN sonuçları bu iki dengeleme modelinin sonucuna göre aşağıdaki gibi verilmiştir (Şekil 5.20 ve 5.21). İki adet İEYN sonucunda da benzer parametreler hesaplandığı için, İEYN algoritması 0.07 m yaklaşık OH değeri ile birleştirme işlemine başlayıp, 49. iterasyonda 0.02 m’ kadar gelmiş ve 50. iterasyonda 0.02 m olarak sonlanmış. Burada, İEYN algoritması için 50. iterasyona kadar tolerans değeri ayarlandığı için, algoritma otomatik olarak burada iterasyonu bitirilmiştir. İterasyon sayısı yükseltirse bu veri grubu için daha iyi sonuçlar elde edilebilir.



Şekil 5.20 : Gauss –Helmert büyük açılar ile MLT and YLT verilerinin İEYN sonuçları (Bina cephesi).



Şekil 5.21 : Gauss–Markov büyük açılar ile MLT and YLT verilerinin İEYN sonuçları (Bina cephesi).

MLT ve YLT verisi için Şekil 5.20 ve 5.21’de görüldüğü üzere Gauss Helmert ve Gauss Markov dengeleme modellerinden elde edilen sonuçlar ile dönüşüm yapıldığından aynı İEYN sonucunda aynı OH değerlerine ulaşılmıştır. Bu veri grubu için, ISS+PFH, LSP+PFH ve önerilen algoritmada da otomatik bulunan noktalar ile otomatik eşleme yapılamamıştır. Burada en önemli husus, eşlenmek istenen iki ver setinin farklı tarayıcılardan farklı çözünürlükte elde edilen nokta bulutları olmasıdır. Ayrıca, otomatik anahtar nokta belirleme algoritmalarının her iki veri seti için belirgin

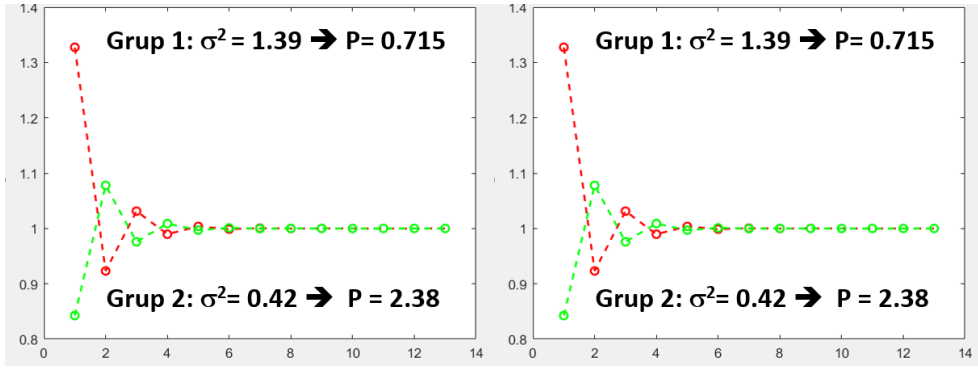
anahtar noktaları seçememesidir. Manuel seçilen anahtar noktalar için köşe noktaları her iki veri içinde belirgin noktalar olarak seçildiği için, eşleme algoritmaları için kolay bir eşleme ortamı oluşturulmuştur. Buna rağmen, önerilen algoritma eşlenik noktaları bulabilirken, diğer algoritmalar eşlenik nokta bulamamıştır.

5.4.3.1 Varyans bileşen tahmini (VBT)

Gauss-Markov dengeleme modeli için uygun olan MINQUE VBT yöntemi, Bölüm 2.3.2.1’de detaylı olarak anlatılmıştır. Tez çalışmasında MINQUE-VBT yöntemi, YLT ve MLT nokta bulutlarında eşlenen 8 nokta ile uygulanmıştır. Ölçü grubu olan 8 eşlenik nokta, öncelikle eğrilik değerlerine göre 2 gruba ayrılmıştır. Dönüşüm parametreleri, her iterasyonda ölçülere ait öncül varyans bileşenleri MINQUE algoritmasıyla kestirilecek şekilde iteratif olarak elde edilmiştir. İlk ağırlık matrisinde ölçü grupları için tek bir ağırlık değeri olarak “1” ve tek bir öncül varyans değeri olarak yine “1” kullanılmış, ilk dengeleme ve ayrıca ilk VBT sonuçları elde edilmiştir. Bu kabul MINQUE için bu şekilde uygulanmıştır ve dönüşüm parametreleri 13 iterasyon sonucunda, her ölçü grubu için uygun öncül varyans değerlerinin kestirilmesiyle aşağıdaki gibi elde edilmiştir (Çizelge 5.8).

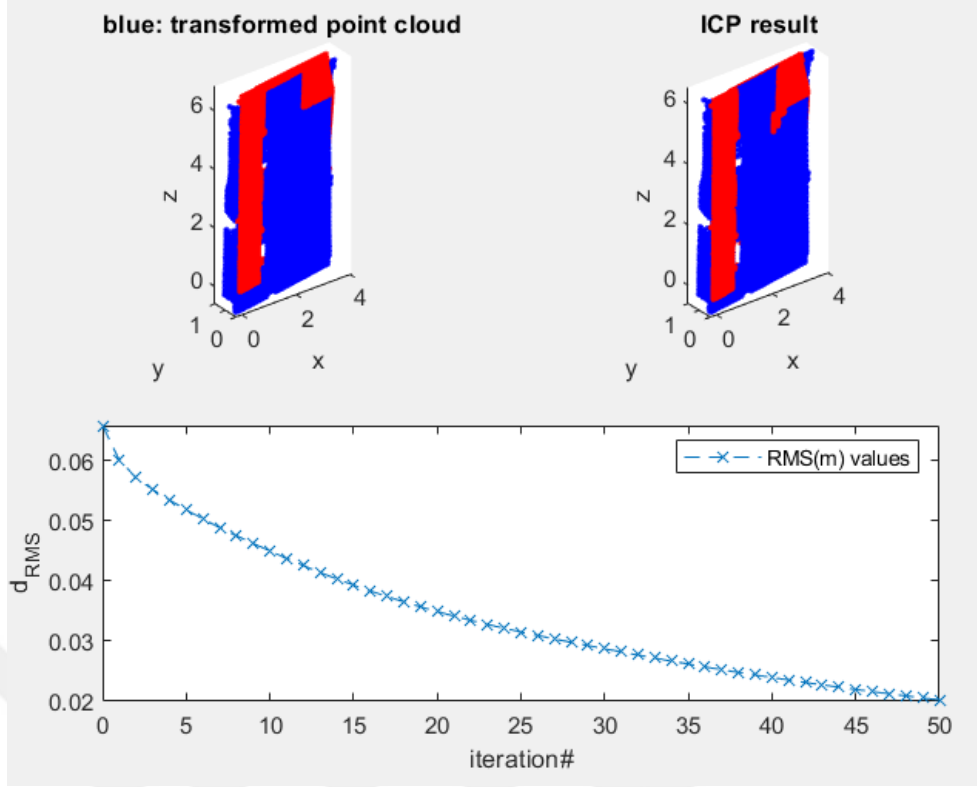
Çizelge 5.8 : MINQUE-VBT kullanılan büyük ve küçük dönüklük açılı Gauss-Markov dengelemesinde elde edilen dönüşüm parametreleri ve doğrulukları.

	Gauss-Markov (Küçük Açılar)	m_x	Gauss-Markov (Büyük Açılar)	m_x
t_x (m)	-0.1327	0.0155	-0.1241	0.0152
t_y (m)	-0.0166	0.0204	-0.0084	0.0151
t_z (m)	-0.2894	0.0153	-0.3011	0.0184
s	-0.0016	0.0039	-0.0057	0.0060
α_x (rad)	-0.0013	0.0052	-0.0072	0.0081
α_y (rad)	-0.0016	0.0040	-0.0007	0.0031
α_z (rad)	-0.0004	0.0058	-0.0021	0.0059



Şekil 5.22 : MINQUE VBT sonrası küçük dönüklükler ile öncül varyans değerleri (Sol) ve büyük dönüklükler ile öncül varyans değerleri (Sağ).

Şekil 5.22' de verilen VBT sonuçları, Gauss Markov büyük ve küçük açılı fonksiyonel modeller için MINQUE yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. İki fonksiyonel modele göre benzer parametreler elde edilmiştir. Bu uygulama ile tezin temel amaçlarından birisi olan, VBT ile ölçü kümelerine göre oluşturulan ağırlık matrisinin yani ölçülerin kofaktörler matrisinin öncül varyans bileşenlerinin kestirilerek dengelemeye (dönüşüm parametrelerine ve doğruluklarına) etkisinin irdelenmesi açısından literatüre katkıda bulunulmuştur. Şekil 5.23' te VBT kullanılarak elde edilen İEYN sonuçları verilmektedir. Sonuç incelendiğinde parametreler yaklaşık olarak VBT siz çözüme benzer çıktığı için, İEYN sonuçlarında, bir değişiklik gözlemlenmemiştir (Şekil 5.21 ve 5.23). VBT sonuçlarının çok fazla nokta ile dönüşüm yapılmadığı müddetçe parametre sonuçlarına ve İEYN sonucuna etki etmeyeceği bu çalışmanın öne çıkan sonuçlarından biri olarak değerlendirilebilir. Diğer taraftan ise, belirli bir sınır içinde kalan bütün ilk hizalamalar, İEYN sonucunda yaklaşık olarak aynı doğruluğu vermektedir.



Şekil 5.23 : Gauss–Markov büyük açılı VBT ile MLT and YLT verilerinin İEYN sonuçları (Bina cephesi).

MLT and YLT nokta bulutu verilerinden, “önerilen anahtar nokta belirleme algoritması” ile bulunan anahtar noktaların bazılarının manuel olarak seçimi ve manuel seçilen anahtar noktaların “önerilen otomatik tanımlama ve eşleme algoritması” ile eşlenmesi sonrasında ilk hizalama için gerçekleştirilen 3B Helmert Dönüşümü EKK dengelemeleri sonucu elde edilen dönüşüm parametrelerinin anlamlılık testi, Bölüm 2.3.1.1’ de anlatıldığı şekilde gerçekleştirilmiştir.

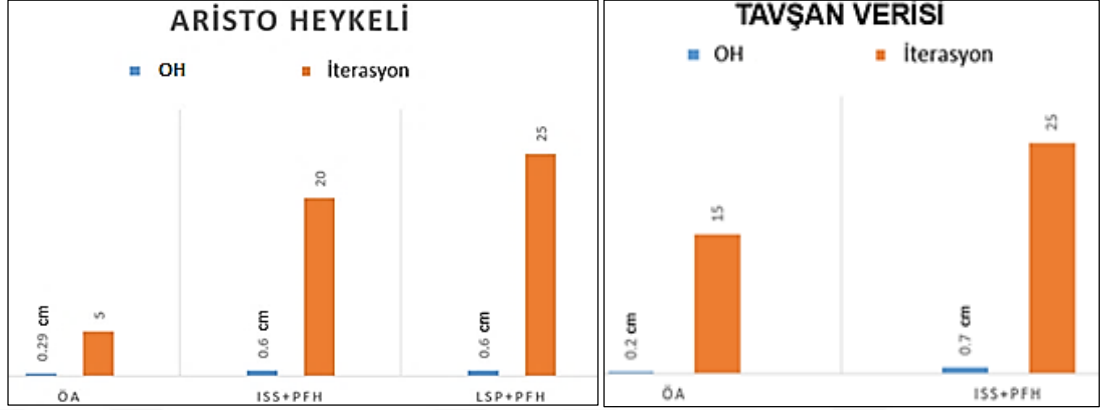
Üç boyutlu Helmert Dönüşümü EKK dengelemesinde 7 adet bilinmeyen (parametre) doğrulukları ile birlikte kestirilmektedir. Elde edilen parametrelerin anlamlılık testinde, t-dağılımından alınacak t kritik (Çizelge) değeri için kullanılacak serbestlik derecesi; “ u ” bilinmeyen sayısı, “ n ” eşlenik nokta sayısı olmak üzere, “ $f = 3n - u$ ” formülüne göre elde edilmektedir. Bu çalışmadaki uygulamada, $n = 8$ adet eşlenik nokta kullanıldığı için serbestlik derecesi 17 olarak elde edilmiştir. Bu durumda %95 güven aralığında $t_{\alpha/2,f}$ Çizelge değeri “ $t_{0.025,17} = 2.110$ ” olarak elde edilmektedir. Uygulama kapsamında elde edilen parametrelerin sıfır hipotezine göre anlamlı olabilmesi için, her bir parametreye özel hesaplanan T test değerinin 2.110 değerinden büyük olması gerekmektedir.

MLT ve YLT verilerinin birleştirilmesi için Çizelge 5.7 de ve Çizelge 5.8 de verilen parametrelerin anlamlılık testleri sonucunda; bütün çözümler için, sadece “x” ve “z” yönündeki öteleme parametreleri istatistiksel olarak “Anlamlı”, diğer parametreler ise “Anlamsız” olarak elde edilmiştir.

Bu çalışmada kullanılan bütün veri setleri için elde edilen İEYN sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde, Aristo heykeli için, önerilen algoritmada 0.3 cm OH değerine ulaşılrken, diğer algoritmalar ile (ISS+PFH ve LSP+PFH) yaklaşık 0.6 cm OH değerine ulaşılmıştır. Aristo veri grubu için, karşılaştırılan yöntemlere göre önerilen algoritma daha iyi bir ilk hizalama sonucuna eriştiği için İEYN sonuçları da daha iyi sonuçlanmıştır. Şekil 5.24’ te Aristo heykeli için üç yöntemin İEYN sonuçlarının özeti verilmektedir. Tavşan verisi için ise, önerilen algoritmada iterasyon 0.4 cm den başlayıp 15. İterasyonda 0.2 cm OH değerine ulaşılrken, ISS+PFH algoritmalarında iterasyon 6 cm den başlayıp, 25. iterasyonda yaklaşık 0.7 cm OH değerine ulaşmıştır ve bu şekilde iterasyon sonlanmıştır. Tavşan verisi için, karşılaştırılan yöntemlere göre önerilen algoritma daha iyi bir ilk hizalama sonucuna eriştiği için İEYN sonuçları da daha iyi sonuçlanmıştır. MLT ve YLT verisi için tek çözüm önerilen yöntem yarı otomatik çalıştırılarak elde edilmiştir, diğer yöntemler çözüm vermemiştir. MLT ve YLT verisi için Gauss Helmert ve Gauss Markov dengeleme modellerinden elde edilen sonuçlar ile dönüşüm yapıldığında İEYN sonucunda aynı OH değerlerine ulaşılmıştır. MLT ve YLT verisi için, ISS+PFH, LSP+PFH ve önerilen algoritmada otomatik eşleme yapılamamıştır. Burada en önemli husus, eşlenmek istenen iki veri setinin farklı tarayıcılardan farklı çözünürlükte elde edilen nokta bulutları olmasıdır. Bunun en temel nedeni farklı kaynaklarda elde edilen lazer nokta bulutu verileridir. Ayrıca, otomatik belirleme algoritmalarının her iki veri için belirgin anahtar noktaları seçememesidir. Manuel seçilen anahtar noktalar olarak her iki veri seti içinde keskin köşe noktaları seçildiği için eşleme algoritmaları için kolay bir eşleme ortamı oluşturulmuştur. Buna rağmen, önerilen algoritma eşlenik noktaları bulabilirken, diğer algoritmalar eşlenik nokta bulamamıştır.

Sonuç olarak; elde edilen bütün sonuçlar değerlendirildiğinde, bu çalışmada sunulan kendi otomatik tanımlama ve eşleme algoritmamız İEYN için büyük ölçüde daha hassas birleştirme yaparak daha doğru modellerin oluşmasına büyük katkı sağlamıştır. Şekil 5.24’de Aristo heykeli ve tavşan verisi için elde edilen İEYN sonuçları irdelendiğinde, önerilen algoritmanın diğerlerine göre daha başarılı sonuçlar verdiği

görülmektedir. Bu durum diğer veri grupları içinde geçerlidir. (Tavşan verisi için, LSP+PFH algoritmasında eşleme elde edilemediği için, İEYN sonuçları eklenememiştir.)



Şekil 5.24 : Aristo Heykeli ve Tavşan verisi için otomatik eşleme ile İEYN sonuçlar.



6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, nokta bulutlarını birleştirmek için yeni bir otomatik anahtar nokta tanımlama ve eşleme algoritması geliştirilmiştir. Ayrıca hassas birleştirme için İEYN (İteratif En Yakın Nokta) Algoritması ve dönüşüm parametreleri tahmini için 3B Helmert Benzerlik Dönüşümü kullanılmıştır. 3B Benzerlik Dönüşümü parametreleri küçük ve büyük dönüklük açılı fonksiyonel modellere göre ayrı ayrı hesaplanmıştır ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Gauss Markov ve Gauss Helmert dengeleme modeli ile İEYN öncesi öncül birleştirme için dönüşüm parametreleri otomatik olarak hesaplanmış ve İEYN ile hassas birleştirme uygulanmıştır. Dönüşüm parametreleri hesaplama aşamasında VBT (Varyans Bileşen Tahmini) uygulanarak, MINQUE VBT yöntemi ile eşlenik nokta gruplarının öncül varyans değerleri otomatik olarak belirlenmiş ve İEYN ile hassas birleştirme uygulanmıştır. Sonuç olarak, burada önerilen tanımlama ve eşleme algoritması ile elde edilen bulgular, daha önce kullanılan tanımlama ve eşleme yöntemleri ile karşılaştırılıp, İEYN performansları test edilmiştir. Geliştirilen algoritmanın ve uygulanan yöntemlerin birbirlerine göre eksik ve üstün yönleri ortaya çıkarılmıştır.

Önerilen anahtar nokta bulma, tanımlama ve eşleme algoritmalarında, veriler yüzey eğriliklerine göre filtrelendikten sonra ortak noktalar açılı kosinüs değeri ve mesafe benzerliğine göre otomatik olarak eşleştirilmiştir. Daha sonra, ilk birleştirme (ilk hizalama) için dönüşüm parametreleri hesaplanmıştır ve hassas birleştirme için İEYN uygulanmıştır. Sonuç olarak, yeni yöntemin eksik ve üstün yönlerini ortaya çıkarmak için literatürde çok sık kullanılan açık kaynak yöntemler, önerilen yöntem ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan üç yöntemin performansı, 3B dönüşümün ve parametrelerinin ortalama hata değerine ve ayrıca İEYN algoritmasının iterasyon sayısı ile ilk ve son ortalama hata değerlerine göre değerlendirilmiştir. Ayrıca, 3B nokta bulutu birleştirme işlemi için bu tez çalışması kapsamında geliştirilen otomatik nokta tanımlama ve eşleme algoritması literatüre yeni bir algoritma olarak sunulmuştur. Elde edilen bütün sonuçlar değerlendirildiğinde, çalışmada geliştirilen

otomatik tanımlama ve eşleme algoritması, İEYN sonuçları için büyük ölçüde hassas birleştirme yaparak daha doğru modellerin oluşmasına büyük katkı sağlamıştır. Aristo heykeli için elde edilen sonuçlar irdelendiğinde, önerilen algoritmanın diğerlerine göre daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu çalışmada kullanılan bütün veri grupları için gerçekleştirilen bütün İEYN sonuçları kıyaslandığında, başlangıç ve bitiş OH değerlerine göre en anlamlı sonuçlar her üç veri seti için de önerilen algoritma ile elde edilmiştir.

Nokta bulutlarının ilk hizalaması için geliştirilen “otomatik anahtar nokta belirleme, tanımlama ve eşleme algoritması” Matlab R2018b yazılımı kullanılarak oluşturulmuştur. Önerilen yöntemin karşılaştırılması için kullanılan; ISS, LSP ve PFH gibi algoritmalar için Point Cloud Library (PCL 1.8) kütüphanesi ile C++ yazılımı Linux işletim sisteminde kullanılmıştır. Bu algoritmalarından elde edilen eşlenik noktalar ile yapılan tam birleştirme İEYN işlemi (Kjer ve Wilm, 2010) ve sonuç ürünlerin bütün gösterimleri için, Matlab R2018b yazılımı kullanılmıştır.

Bu uygulamanın literatüre katkısı yeni bir otomatik anahtar nokta tanımlama ve eşleme algoritmasıdır. Burada sunulan algoritmanın diğer algoritmalarından en temel farkları, en az 4 noktada doğru olarak çalışması, eşlenen nokta sayısı arttıkça doğruluğun artması ve noktaları eşleştirmek için matematiksel kombinasyona göre işlem yapmasıdır. Ayrıca, her iki nokta bulutundan eşit sayıda nokta ile eşlemeye başlanması farklı bir özellik olarak gösterilebilir. Yani bir nokta bulutunda 100 anahtar nokta, diğer nokta bulutunda 150 anahtar nokta mevcut ise, bunlardan sadece 30 nokta eşlenecek ise kombinasyon değerleri her iki kümede de 30 olarak seçilmelidir. Anahtar noktalar arasından eşlenecek noktalar eşit olmalıdır. Kombinasyon işlemi algoritmanın temelini oluşturduğu için eşlenik noktalar eşit olarak seçilmek zorundadır. Ayrıca anahtar noktalar içinden ne kadar çok nokta eşlenecek ise, kombinasyon o kadar çok artacaktır, ki bu durum bilgisayar için daha çok zaman gerektirecektir. Bunlar algoritmanın dezavantajı olarak sıralanabilir. Örneğin; iki nokta bulutundaki 100 ve 150 adet anahtar noktadan 8 nokta eşlemek istedik. Algoritma başlarken 100’ün 8’li kombinasyonları ve 150’nin 8’li kombinasyonlarını oluşturmaktadır. Bu şekilde bir tanımlama çerçevesi oluşturmaktadır. Bu işlem bilgisayar açısından büyük bir maliyet demektir. Çünkü Kombinasyon (100,8): 186.087.894.300; Kombinasyon (150,8): 5.257.211.409.450 gibi değerlerdir ve bunların hepsi Çizelgeler halinde nokta numaraları ile bellekte tutulmaktadır. Bu işlem bilgisayar işletim sistemine, zaman açısından çok maliyetlidir. Fakat yüksek doğruluk ile eşleme imkânı verdiği için

eşleme yaparken bu gibi sonuçları önceden bilmek, algoritmanın verimi için önemli hususlardır. Çalışmanın uygulama kısmından anlaşılaçağı üzere, Önerilen Algoritmanın, ISS+PFH ve LSP+PFH yöntemlerine göre daha doğru eşlemeler yaptığı ve tam birleştirme için iterasyon sayısını azalttığı ve noktaların İEYN hassasiyetini büyük ölçüde artırdığı görülmüştür.

Çalışmada kullanılan YLT ve MLT verisinde, her üç yönteme göre otomatik olarak belirlenen anahtar noktalardan yine her üç yönteme göre otomatik olarak eşlenik nokta bulunamamıştır. Burada en önemli husus, eşlenmek istenen iki veri setinin farklı tarayıcılardan farklı çözünürlükte elde edilen nokta bulutları olmasıdır. YLT ve MLT verileri için otomatik olarak belirlenen anahtar noktalar içinden eşlenmesi beklenen anahtar noktalar, geometrik olarak aynı noktalara denk gelmediğı için, tanımlama ve eşleme algoritması doğru benzerlikleri bulamamıştır. Bu sebeple eşlenmesi beklenen noktalar, benzerlik oranı düşük olduğı için başarılı şekilde eşlenememiştir. Anahtar noktalar, algoritmada otomatik olarak doğru seçildiğinde, eşlenik nokta bulan algoritmalar daha düzgün çalışır. Bu veri grubunda manuel olarak seçilen 12 anahtar nokta için (12,8); (12,5) ve (12,4) gibi kombinasyonlar denenmiş ve sırasıyla 8 nokta, 5 nokta ve 4 nokta için denen en eşleme kombinasyonları önerilen algoritma ile başarılı olarak eşlenebilmiştir. Önerilen Algoritmanın aksine diğer algoritmalar manuel seçilen anahtar noktalarda da eşleme yapamamıştır. Bu örnek, algoritmanın büyük verilerde nasıl kullanılacağını göstermek amaçlı yapılan ve başarılı sonuçlar alındığını gösteren bir uygulama olarak değerlendirilmiştir.

Gelecekteki çalışmalarda, derin öğrenme teknikleri ile farklı nokta bulutlarının kombinasyonuna odaklanılacaktır. Ayrıca; Matlab platformunun çalışma hızı yetersiz olduğı için, otomatik eşleme algoritması Python ve C++ gibi programlama dillerinde denenecektir ve daha hızlı işlem yapabilen otomatik eşleme algoritmaları hedeflenmektedir.



KAYNAKLAR

- Aksoy, A.** (1999). Jeodezide Dönüşümler. *Harita ve Kadastro Mühendisliği Dergisi*, Sayı: 86, Sayfa: 40.
- Aiger, D., Mitra, N. J., & Cohen-Or, D.** (2008). 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration. *ACM SIGGRAPH 2008 papers* (pp. 1-10).
- Al-Durgham, K., & Habib, A.** (2014). Association-matrix-based sample consensus approach for automated registration of terrestrial laser scans using linear features. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 80 (11), 1029-1039.
- Ananga, N., Coleman, R., & Rizos, C.** (1994). Variance-covariance estimation of GPS networks. *Bulletin Geodesique*, 68, 77-87
- Arai, S., Fukuchi, N., & Hashimoto, K.** (2020). FAst detection algorithm for 3D keypoints (FADA-3K). *IEEE Access*, 8, 189556-189564.
- Atasoy, V.** (1991). Yersel yöntemlerle ölçülen jeodezik ağların üç boyutlu dengelenmesi. *Harita ve Kadastro Mühendisliği Dergisi*, 68, 23-29.
- Besl, P. J., & McKay, N. D.** (1992). Method for registration of 3-D shapes. Paper presented at the Robotics-DL tentative.
- Boehler, W., & Marbs, A.** (2002). 3D scanning instruments. *Proceedings of the CIPA WG*, 6 (9)
- Boukebbab, S., Gheribi, H., & Linares, J. M.** (2016). A procedure for total knee alignment prosthesis using the ICP algorithm in the aim to implant it in the biomechanical engineering. *Vibroengineering PROCEDIA*, 9, 44-49.
- Bueno, M., González-Jorge, H., Martínez-Sánchez, J., & Lorenzo, H.** (2017). Automatic point cloud coarse registration using geometric keypoint descriptors for indoor scenes. *Automation in Construction*, 81, 134-148.
- Ceylan, E.** (2009). *Non Sibson Yöntemi İle Lokal Koordinat Dönüşümü*. (Doktora tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Chen, Y.G. & Chrzanowski, A.** (1985). Assessment of levelling measurements using the theory of MINQUE, *Proceeding of 3rd International Symposium North American Vertical Datum, Rockville*, s.389-400.
- Chen, Y., & Medioni, G. G.** (1992). Object modeling by registration of multiple range images. *Image Vision Comput.*, 10 (3), 145-155.
- Chen, H., & Bhanu, B.** (2007). 3D free-form object recognition in range images using local surface patches. *Pattern recognition letters*, 28 (10), 1252-1262.

- Chow, J. C., Lichti, D. D., Glennie, C., & Hartzell, P.** (2013). Improvements to and comparison of static terrestrial LiDAR self-calibration methods. *Sensors*, 13 (6), 7224-7249.
- Crocetto, N., Gatti, M., Materazzo, C., & Toscano, L.** (1999). A Computer Program for the Variance-Covariance Estimation of GPS Baseline Vectors, *Proceedings of the ISPRS WG VI/3 Meeting International Cooperation and Technology Transfer*, M. Cunietti Memorial Meeting, 15-19 Şubat, Parma, İtalya, s. 185-192.
- Crocetto, N., Gatti, M., & Russo P.** (2000). Simplified formulae for the BIQUE estimation of variance components in disjunctive observation groups. *Journal of Geodesy*, 74, 447-457.
- Demirel, H.** (2003). “*Dengeleme Hesabı*”, Üniversite yayın no:YTÜ.İN.DK-03.0703/ Fakülte yayın no:İN.JFM-2003.003, Yıldız Teknik Üniversitesi Basım–Yayın Merkezi / İstanbul.
- El-Sheimy, N., & Lari, Z.** (2020). GNSS Applications in Surveying and Mobile Mapping. Position, Navigation, and Timing Technologies in the 21st Century: Integrated Satellite Navigation, Sensor Systems, and Civil Applications, 2, 1711-1733.
- Erol, B., & Erol, S.** (2013). Height transformation using regional geoids and GPS/levelling in Turkey. *Survey Review*.
- Erol, S., Erol, B. ve Ayan, T.** (2006). Analysing the deformations of a Bridge using GPS and Levelling Data. International Association of Geodesy Symposia, vol. 131, Geodetic Deformation Monitoring: From Geophysical to Engineering Roles, s. 224-253, Springer, Berlin.
- Erol, S.** (2008). *GPS ve nivelman ölçüleriyle deformasyonların belirlenmesi*. (Doktora Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Eshagh, M., & Sjöberg, L. E.** (2008). The modified best quadratic unbiased non-negative estimator (MBQUNE) of variance components. *Studia Geophysica et Geodaetica*, 52 (3), 305-320.
- Fabris, M., Achilli, V., Artese, G., Boatto, G., Bragagnolo, D., Cancheri, G., Meneghello, R., Menin, A. & Trecroci, A.** (2009). High resolution data from laser scanning and digital photogrammetry terrestrial methodologies. Test site: an architectural surface. *Int. Archives Photogrammetry, Remote Sens. Spatial Inf. Sci*, 38, 3.
- Fangning, H., & Habip, A.** (2016). A closed-form solution for coarse registration of point clouds using linear features. *Journal of Surveying Engineering*, 142(3), 04016006.
- Fitzgibbon, A. W.** (2003). Robust registration of 2D and 3D point sets. *Image and vision computing*, 21 (13-14), 1145-1153.
- Förstner, W.** (1994). A framework for low level feature extraction. Paper presented at the European Conference on Computer Vision.
- Gojcic, Z., Zhou, C., Wegner, J. D., Guibas, L. J., & Birdal, T.** (2020). Learning multiview 3d point cloud registration. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1759-1769).

- Gressin, A., Mallet, C., & David, N.** (2012). Improving 3d lidar point cloud registration using optimal neighborhood knowledge. *Proceedings of ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Melbourne, Australia, 5 (111-116), 2.
- Habib, A. F. & Alruzouq, R. I.** (2004). Line-based modified iterated Hough transform for automatic registration of multi-source imagery. *The Photogrammetric Record*, 19 (105), 5-21.
- Helmert, F. R.** (1924). *Die Ausgleichungsrechnung nach der Methode der Kleinsten Quadrate*, AUFL., 3, Leipzig/Berlin, Almanyia
- Hoppe, H., DeRose, T., Duchamp, T., McDonald, J. & Stuetzle, W.** (1992). Surface reconstruction from unorganized points (Vol. 26): ACM.
- Hsu, R.** (1999). An alternative expression for the variance factors in using Iterated Almost Unbiased Estimation. *Journal of Geodesy*, 73, 173-179.
- Hsu, R.** (2001). Helmert Method as Equivalent of Iterated Almost Unbiased Estimation. *Journal of Surveying Engineering*, 127:3, 79-89.
- Ižvoltová, J.** (2004). Evaluation of GPS Measurements of Railway Track Geometric Position, *Proceedings of INGEO 2004 and FIG Regional Central and Eastern European Conference and Engineering Surveying*, Bratislava, Slovakia. 11-13 Kasim. s. 1-10.
- Jing, H., Meng, X., Slatcher, N., & Hunter, G.** (2020). Efficient point cloud corrections for mobile monitoring applications using road/rail-side infrastructure. *Survey Review*, 1-17.
- Kjer, H.M. & Wilm, J.** (2010) *Evaluation of Surface Registration Algorithms for PET Motion Correction*. (Bachelors Thesis), Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark.
- Leick, A.** (1995). *GPS Satellite Surveying*. John Willey & Sons Inc., New Jersey.
- Lichti D.D. & Gordon S.J.** (2002). "Error Propagation in Directly Georeferenced Terrestrial Laser Scanner Point Clouds for Cultural Heritage Recording", *Proceedings of FIG Working Week*, s.on CD, Athens, Greece.
- Liu, L., Chen, Q., Li, Y., Yamg, Y. & She, Y.** (2015). Feature points extraction from high speed railway track images based on second derivative Harris operator. *Science of Surveying and Mapping*(5), 18.
- Løvås, M.** (2017). *Increasing the accuracy of positioning in Mobile Mapping Systems* (PhD Thesis). Norra teaduse ja tehnoloogia ülikool. Trondheim. 83 lk.
- Lowe, D. G.** (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60 (2), 91-110.
- Ma, Y., Zheng, Y., Easa, S., Hou, M., & Cheng, J.** (2019). Automated method for detection of missing road point regions in mobile laser scanning data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8 (12), 525.
- Matabosch, C., Salvi, J., Fofi, D. & Meriaudeau, F.** (2005). Range image registration for industrial inspection. Paper presented at the Machine Vision Applications in Industrial Inspection XIII.

- Novak, K.** (1995). Mobile mapping technology for GIS data collection. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 61 (5), 493-500.
- Novak, D. & Schindler, K.** (2013). Approximate registration of point clouds with large scale differences. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 1 (2), 211-216.
- Olsen, M. J.** (2013). Guidelines for the use of mobile LIDAR in transportation applications (Vol. 748). Transportation Research Board.
- Özögel, E.** (2018), *Nokta Bulutu Verilerinin Yerel Geoit Modellerinin Değerlendirilmesinde Kullanılması Üzerine Bir İnceleme*. (Yüksek Lisans Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Pauly, M., Gross, M. & Kobbelt, L. P.** (2002). Efficient simplification of point-sampled surfaces. Paper presented at the Proceedings of the conference on Visualization'02.
- Rao, C.R.** (1970). Estimation of Heterogeneous Variances in Linear Models, *Journal of American Statistical Association*, 65, 161 – 172.
- Rao, C.R.** (1971). Estimation of Variance Components – MINQUE Theory, *Journal of Multivariate Statistics*, 1, 257-275.
- Rao, C.R. & Kleffe, J.** (1988). Estimation of Variance Components and Applications, North-Holland Series in Statistics and Probability, 3, Hollanda.
- Rao, C.R. & Mitra, S.K.** (1971). *Generalized inverse of matrices and its applications*, John Willey, New York.
- Rusu, R. B., Blodow, N., & Beetz, M.** (2009). Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration. Paper presented at the 2009 IEEE international conference on robotics and automation.
- Rusu, R. B., Marton, Z. C., Blodow, N., & Beetz, M.** (2008). Persistent point feature histograms for 3D point clouds. Paper presented at the Proc 10th Int Conf Intel Autonomous Syst (IAS-10), Baden-Baden, Germany.
- Safdarinezhad, A., Mokhtarzade, M., & Valadan Zoej, M. J.** (2019). An automatic method for precise 3D registration of high resolution satellite images and Airborne LiDAR Data. *International Journal of Remote Sensing*, 40 (24), 9460-9483.
- Scaioni, M.** (2005). Direct Georeferencing of TLS in Surveying of Complex Sites, *The ISPRS International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36 (5/W17).pp.on CD.
- Shan, J., & Toth, C. K. (Eds.).** (2018). *Topographic laser ranging and scanning: principles and processing*. CRC press.
- Simsek, M.** (1995). *Uydu Tekniklerinin Ağ Sıklaştırmasında Kullanılabilirliği Üzerine Bir Araştırma*. (Doktora Tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Sun, W., Wang, J., Jin, F., Liang, Z., & Yang, Y.** (2018). Datum Feature Extraction and Deformation Analysis Method Based on Normal Vector of Point Cloud. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 3.

- Steder, B., Rusu, R. B., Konolige, K., & Burgard, W.** (2011). Point feature extraction on 3D range scans taking into account object boundaries. Paper presented at the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation.
- Tiberius, C. & Kenselaar, P.** (2003). Variance Component Estimation and Precise GPS Positioning: Case Study. *Journal of Surveying Engineering*, 129:1, 11-18
- Teukolsky, S. A., Flannery, B. P., Press, W., & Vetterling, W.** (1992). Numerical recipes in C. *SMR*, 693 (1), 59-70.
- Tombari, F., Salti, S., & Di Stefano, L.** (2013). Performance evaluation of 3D keypoint detectors. *International journal of computer vision*, 102 (1-3), 198-220.
- Torge, W.** (1980). *Geodesy*, Walter de Gruyter, Berlin-New York
- Toschi, I., Rodríguez-Gonzálvez, P., Remondino, F., Minto, S., Orlandini, S., & Fuller, A.** (2015). Accuracy evaluation of a mobile mapping system with advanced statistical methods. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40 (5), 245.
- Toth, C. K.** (2009). R&D of mobile LIDAR mapping and future trends. In *Proc. ASPRS Annu. Conf* (pp. 9-13).
- URL-1** <https://pcl.readthedocs.io/projects/tutorials/en/latest/normal_estimation.html?highlight=normal%20estimation>, erişim tarihi, 30.07.2021
- URL-2** <https://hds.leicageosystems.com/downloads123/hds/hds/ScanStation%20C10/brochures-datasheet/Leica_ScanStation_C10_DS_en.pdf> erişim tarihi, 30.07.2021
- URL-3** <http://www.riegl.com/uploads/tx_pxpriegldownloads/10_DataSheet_VQ450_rund_2014-09-02.pdf>, erişim tarihi, 30.07.2021
- URL-4** <<http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>>, erişim tarihi, 30.07.2021
- URL-5** <<http://www.nextengine.com/assets/pdf/scanner-techspecs-uhd.pdf>>, erişim tarihi, 30.07.2021
- Uzel, T.** (1981). *Jeodezik Amaçlı Elektromagnetik Ölçmeler*, İstanbul Devlet Mühendislik Mimarlık Akademisi Yayınları, Sayı 159, İstanbul
- Uzun, Y.** (2003). *Üç Boyutlu Astrojeodezik Dik Koordinat Sistemlerinde Dönüşüm Modelleri ve Uyuşumsuz Ölçü Gruplarının Belirlenmesi Yöntemlerinin Karşılaştırılması*. (Doktora Tezi). Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon).
- Üstün, A.** (1996). *Datum dönüşümleri* (Yüksek Lisans Tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul).
- Vosselman, G., & Maas, H.-G.** (2010). *Airborne and terrestrial laser scanning*, CRC press.

- Vozikis, G., Haring, A., Vozikis, E., & Kraus, K.** (2004). Laser Scanning: A New Method for Recording and Documentation in Archaeology, FIG Working Week May 22-27 2004 Athens, Greece.
- Wang, J., Stewart, M. & Tsakiri M.** (1998). Stochastic Modelling for Static GPS Baseline Data Processing, *Journal of Surveying Engineering*, 124:4, 171-181
- Watson, G.** (2006). Computing helmert transformations. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 197 (2), 387-394.
- Wehr, A.** (2005). Laser Scanning and Its Potential To Support 3D Panoramic Recording, Proceedings of the ISPRS working Group V/5 '2. Panoramic Photogrammetry Workshop', Berlin, Germany, February 24-25.
- Wolf, P. R., & Ghilani, C. D.** (2006). *Adjustment computations : spatial data analysis* (4th ed.). John Wiley & Sons.
- Yilmaz, H. M., ve Yakar, M.** (2006). Yersel Lazer Tarama Teknolojisi. *Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi 2006* (2) syf. 43 - 48
- Yoshimura, R., Date, H., Kanai, S., Honma, R., Oda, K., & Ikeda, T.** (2016). Automatic registration of MLS point clouds and SfM meshes of urban area. *Geo-spatial Information Science*, 1-11.
- Zhang, Z.** (1992). *On local matching of free-form curves*, BMVC92 (pp. 347-356): Springer.
- Zhong, Y.** (2009). Intrinsic shape signatures: A shape descriptor for 3d object recognition. Paper presented at the 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Ramazan Alper KUÇAK

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2010, Yıldız Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Harita Mühendisliği
- **Yüksek Lisans** : 2013, Yıldız Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Uzaktan Algılama ve CBS Programı

MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

- İstanbul Teknik Üniversitesi-Geomatik Mühendisliği-Araştırma Görevlisi- 2015–Devam...
- Cumhuriyet Üniversitesi-Geomatik Mühendisliği -Araştırma Görevlisi - 2012-2014
- Universal Bilgi Teknolojileri - CBS Müdürlüğü - Ar-ge Personel – 2010-2012
- En iyi Poster Ödülü 17. Harita Bilimsel ve Teknik Kurultayı 2019

DOKTORA TEZİNDEN TÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Kuçak, R. A.,** Erol, S., & Erol, B. (2021) An Experimental Study of a New Keypoint Matching Algorithm for Automatic Point Cloud Registration. ISPRS International Journal of Geo-Information, 10(4), 204.
- **Kuçak, R. A.,** Erol, S., & İşiler, M. (2020) Comparative Accuracy Analysis of LiDAR Systems. Türkiye LiDAR Dergisi, 2(2), 34-40.
- **Kuçak, R.A.,** Erol, S. (2019) 3D Transformation Parameter Estimation for Automatic Point Cloud Registration, XIX International Symposium on Modern Technologies, Education and Professional Practice in Geodesy and Related Field, 05-06 Kasım 2019, İstanbul, Turkey.
- **Kuçak, R.A.,** Erol, S., İşiler, M. (2020) The accuracy assessment of terrestrial and mobile LiDAR systems for 3D modeling, 1st Intercontinental Geoinformation Days, Mersin, Turkey.